



## **SKRIPSI**

**PENGENALAN POLA AKSARA LONTARA DENGAN METODE  
OPTICAL CHARACTER RECOGNITION**

**DISA AINUN SAFITRI**

**1311141017**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR**

**2018**



## **SKRIPSI**

### **PENGENALAN POLA AKSARA LONTARA DENGAN METODE OPTICAL CHARACTER RECOGNITION**

*Diajukan kepada Program Studi Matematika, Jurusan Matematika, Fakultas  
Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar untuk  
memenuhi salah satu syarat memperoleh Gelar Sarjana Sains Matematika*

**DISA AINUN SAFITRI**

**1311141017**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR**

**2018**



## **PERNYATAAN KEASLIAN**

Saya bertanda tangan di bawah ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya sendiri, dan semua sumber baik yang dikutip maupun yang dirujuk telah saya nyatakan dengan benar. Bila dikemudian hari ternyata pernyataan saya terbukti tidak benar, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan oleh FMIPA UNM Makassar.

Yang membuat pernyataan

---

Nama : Disa Ainun Safitri

NIM : 1311141010

Tanggal : Januari 2018

## PERSETUJUAN PUBLIKASI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK

Sebagai civitas akademika Universitas Negeri Makassar, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Disa Ainun Safitri  
Nim : 1311141017  
Program Studi : Matematika  
Jurusan : Matematika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Demi kepentingan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Negeri Makassar **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*Non-exclusive Royalti-Free Right*) atas skripsi saya berjudul :*Pengenalan Pola Aksara Lontara dengan Metode Opticial Character Recognition* beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Negeri Makassar berhak menyimpan, mengalih media/formatkan, mengelolah dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Makassar

Pada tanggal : Januari 2018

Menyetujui

Pembimbing I

Yang menyatakan

**Dr. H. Rahmat Syam, S.T. M.Kom**  
NIP. 19710121 200312 1 002

**Disa Ainun Safitri**  
NIM.1311141017

## MUTIARA HIKMAH DAN PERSEMBAHAN

Jika orang lain bisa kenapa saya tidak bisa ~ Ardiana Arifin

Sesungguhnya bersama kesulitan pasti ada kemudahan, Maka apabila engkau telah selesai (dari suatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan lain)~QS 94:6-7

Tuhan-mulah yang Melayarkan kapal-kapal di lautan untukmu, Agar Kamu mencari karunia-Nya. Sungguh Dia Maha Penyayang terhadapmu~QS 17:66

**Karya sederhana ini kupersembahkan untuk :**

*Ayahku tercinta Sainal Yahya, meskipun raga tak lagi bersamaku. Namun, cinta dan kasih sayangnya masih terasa dalam qalbu sebagai penyemangat hidupku. Dan juga ibuku Ardiana Arifin dan bapakku Effendi Kasmin atas do'a, cinta, kasih sayang, pengorbanan dan dukungan yang tidak akan bisa terbalaskan. Dengan karya ini ku persembahkan hanya untuk kalian sebagai salah satu wujud baktiku dalam mewujudkan harapan terhadapku. Terima kasih atas segalanya.*

*Saudaraku satu-satunya Muhammad Afif Risaldi semoga dengan karya ini dapat menjadikan semangat utamanya dalam pendidikanmu. Dan untuk keluarga besar Arifin Akbar dan Yahya terima kasih atas do'a dan dukungannya untuk meraih kesuksesan.*

*Semoga Allah selalu melimpahkan Rahmat dan Ridhonya kepada kalian semua*

## ABSTRAK

**Disa Ainun Safitri.** 2018. *Pengenalan Pola Aksara Lontara dengan Metode Optical Character Recognition*. Skripsi. Jurusan Matematika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Negeri Makassar (dibimbing oleh Rahmat Syam dan Wahida Sanusi).

Penelitian ini bertujuan untuk mengenali sebuah karakter aksara Lontara dari hasil tulisan tangan seseorang, dengan menggunakan perhitungan jarak geometris sebagai pengukur kemiripan antara pola uji dan pola latih. Aksara Lontara adalah aksara yang berasal dari suku Bugis dan Makassar, terdiri dari 23 karakter. Pengenalan pola merupakan serangkaian proses yang dilakukan secara serial, mulai dari proses deteksi/segmentasi, proses ekstraksi dan proses pengukuran kemiripan atau proses pengenalan (Muntasa, 2015). Penelitian ini menggunakan metode *OCR* dengan algoritma Manhattan dengan 3 model latih penulisan aksara dan 1 model uji tulisan tangan untuk setiap jenis karakter aksara, maka jumlah data latih sebanyak 69 data citra karakter aksara dan 23 data citra karakter aksara. Tingkat Akurasi untuk pengenalan pola dengan menggunakan data latih sebanyak 100% dan untuk pengenalan pola dengan data baru sebanyak 60,87%.

Kata Kunci : *Matriks, Aksara Lontara, Jarak Geometris, OCR*

## ABSTRACT

**Disa Ainun Safitri.** 2017.*Pattern Recognition of Lontara Characters by using Optical Character Recognition Method.* Essay. Department of Mathematics, Faculty of Mathematics and Sciences, State University of Makassar (supervised by Rahmat Syam and Wahida Sanusi).

This study aims to recognition a Lontara characters from one's handwriting by using a calculation of geometric distance as similarity gauge between test and training patterns. Lontara is a script derived from Bugis and Makassar tribe that consists of 23 characters. Pattern recognition is a sequence of processes serially done, that starts from deterction/segmentation process, extraction process and similarity measurement process or identification process (Muntasa, 2015). This study used OCR method with Manhattan algorithm. Three models of training data that consist of each character of Lontara were used to identify character type. Afterwards, ten test with 10 test character for each test were performed. The calculation results of 10 consecutive success accuracy from the first test to the tenth test are 70%, 60%, 80%, 70%, 90%, 80%, 80%, 80%, 90%, 100%.

**Keyword:** *Matrix, Lontara Characters, Geometric Distance, OCR*



## KATA PENGANTAR



**Assalamu ‘Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.**

*Alhamdulillahirobbil ‘alamin*, segala puji syukur kehadiran Allah SWT, atas berkat rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi dengan judul “***Pengenalan Pola Aksara Lontara dengan Metode Opticial Character Recognition***”, sebagai salah satu syarat menyelesaikan studi di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada nabi besa Muhammad SAW sebagai *uswatun hasanah* dalam meraih kesuksesan dunia akhirat.

Terima kasih yang tak terhingga penulis hanturkan kepada Ayahanda Sainal Yahya atas kasing sayang dan cintanya yang masih berasa meski beliau telah lama di sisi sang pencipta. Dan juga untuk Bapak Effendi Kasmin dan Ibunda Ardiana Arifin atas segala doa, kasih sayang, cinta, nasihat, motivasi, serta berbagai macam bantuan, baik secara moril maupun materil. Terima kasih atas bimbingan serta ketulusan dalam merawat penulis dari lahir hingga sekarang. Dan tak lupa terima kasih kepada kakak dan adik-adik serta keluarga atas segala dorongan dan bantuannya selama ini. Semoga Allah membalas semua kebaikannya dengan pahala yang berlipat ganda.

Iringan doa dan ucapan terima kaih yang sebesar-besarnya penulis sampaikan, terutama kepada :

1. Bapak H. Djadir, M.Pd., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas negeri Makassar.

2. Bapak Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D. selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas negeri Makassar.
3. Bapak Dr. H. Rahmat Syam, S.T. M.Kom selaku pembimbing I dan Bapak Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D selaku pembimbing II atas segala bimbingan dan arahan yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
4. Bapak Sulaiman, S.T. M.Kom.selaku penguji I dan Bapak Sutamrin, S.Si., M.Pd selaku Penguji II atas segala saran dan arahan yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak H. Sukarna, S.Pd., M.Si selaku Ayahanda Asisten Program Studi Matematika dan Analisis Data atas motivasi dan doayang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Bapak/Ibu dosen Matematika FMIPA UNM yang telah menyalurkan ilmunya secara ikhlas serta mendidik penulis. Semoga apa yang diberikan senantiasa menjadi amal jariyah.
7. Kepada Muh. Raid Salman Tufail, S.Si., Muhtar Hartopo, S.Kom., dan Muhammad Taslim, S.Si atas waktunya yang telah membantu penulis menyelesaikan skripsi ini.
8. Teman-teman seperjuangan Dillah, Titi, Rahmah, Edy, Qadri, Wati, Pute, Imam, Taslim, Ayu, Herna, Mimin, Meysi, Rezky, Wawan, Dayat, Rahmat, Anto, Katrin, Anti, Faisah, Noni, Sella, Hikma, Gusman, Ida, Amma, Gita, Nasrah, Yanti, Sukma, Selvi, Diki, Eka, Arif, Ilham, kelas “Matematika 2013” atas segenap bantuan dan semangatnya kepada penulis.

9. Saudaraku Muhammad Afif Risaldi dan sahabat seperjuanganku Dillah, Titi, Rahmah, Wati, Pute, Qadri Edi, dan Raid serta sahabat karibku Fahri, Wulan, Danar, Nurul, Mega, dan Windy atas segala bantuan dan motivasinya dalam penyelesaian tugas akhir ini.
10. Adik-adik asisten (Lab Matematika, Anallisis Data Matematika, Publikasi Matematika dan Program Studi Matematik) dan beserta teman-temannya atas segala bantuan dan motivasinya dalam penyelesaian tugas akhir ini.

Serta orang-orang yang telah berjasa kepada penulis yang tidak dapat dituliskan oleh penulis. Penulis berharap semoga bantuan yang telah diberikan mendapatkan balasan dari Allah, sebagai amal jariyah dan pahala yang berlipat ganda di sisi-Nya.

Akhirnya, semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi segenap pembaca.

***Wassalamu 'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.***

Makassar, Januari 2018

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN.....</b>	<b>iii</b>
<b>PERSETUJUAN PUBLIKASI.....</b>	<b>iv</b>
<b>MUTIARA HIKMAH DAN PERSEMBAHAN.....</b>	<b>v</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR SIMBOL .....</b>	<b>xvi</b>
<b>DAFTAR ISTILAH .....</b>	<b>xvii</b>
<b>BAB 1 PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
<b>A. Latar Belakang.....</b>	<b>1</b>
<b>B. Rumusan Masalah.....</b>	<b>3</b>
<b>C. Batasan Masalah .....</b>	<b>4</b>
<b>D. Tujuan Penelitian.....</b>	<b>4</b>
<b>E. Manfaat Penelitian .....</b>	<b>4</b>
<b>BAB II KAJIAN TEORI .....</b>	<b>6</b>
<b>A. Matriks.....</b>	<b>6</b>

<b>B. Citra Digital .....</b>	<b>7</b>
<b>1. Matriks Citra Digital .....</b>	<b>9</b>
<b>2. Akusisi Citra .....</b>	<b>9</b>
<b>3. Pengolahan Citra .....</b>	<b>11</b>
<b>C. Optical Character Recognition .....</b>	<b>12</b>
<b>1. Praprosessing .....</b>	<b>12</b>
<b>2. Segmentasi .....</b>	<b>14</b>
<b>3. Normalisasi .....</b>	<b>15</b>
<b>4. Ekstraksi Fitur .....</b>	<b>15</b>
<b>5. Recognition .....</b>	<b>16</b>
<b>D. Pengenalan Pola .....</b>	<b>17</b>
<b>1. Pengenalan Pola Secara Statistik .....</b>	<b>17</b>
<b>2. Pengenalan Pola Secara Sintatik .....</b>	<b>18</b>
<b>E. Pengukuran Kemiripan Berbasis Jarak Geometri .....</b>	<b>19</b>
<b>1. Metode Manhattan .....</b>	<b>19</b>
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>24</b>
<b>A. Jenis Penelitian .....</b>	<b>24</b>
<b>B. Lokasi dan Waktu Penelitian .....</b>	<b>24</b>
<b>C. Prosedur Pelaksanaan Penelitian .....</b>	<b>24</b>
<b>D. Skema Penelitian .....</b>	<b>25</b>
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>26</b>
<b>A. Pemrosesan Awal .....</b>	<b>32</b>
<b>1. Pengolaan Citra Digital .....</b>	<b>32</b>

2. Segmentasi .....	35
3. Normalisasi .....	36
B. Proses Pengenalan Pola .....	37
1. Pengenalan Pola .....	37
<b>BAB V PENUTUP</b> .....	44
A. Simpulan .....	44
B. Saran .....	44
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	45
<b>LAMPIRAN</b>	
<b>RIWAYAT HIDUP</b>	

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Jarak Kemiripan Antara $y$ & $x$ Menggunakan Metode Manhattan.....	23
Tabel 4.1. Hasil Pengenalan Pola Pengujian Pertama.....	31
Tabel 4.2. Nilai Akurasi Keberhasilan Pengujian.....	32

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	Ilustrasi Citra Digital.....	8
Gambar 2.2.	Akuisisi Citra .....	10
Gambar 2.3.	Proses Umum OCR.....	12
Gambar 2.4.	Ilustrasi Tabel Kumpulan Fitur Data Latih.....	16
Gambar 2.4.	Sistem pengenalan pola dengan pendekatan statistik .....	17
Gambar 2.5.	Sistem Pengenalan Pola Dengan Pendekatan Sintaktik.....	18
Gambar 3.1.	Proses Perancangan Dan Pembuatan Sistem .....	26
Gambar 3.2.	Sistem Pengenalan metode <i>Optional Character Recognition</i> ...	27
Gambar 4.1.	Tahapan <i>Praprocessing</i> pada citra .....	28
Gambar 4.2.	Tabel Data Latih Dalam Matlab.....	29
Gambar 4.3.	<i>Thresholding</i> (a) Citra Asli, (b) Citra Biner.....	33
Gambar 4.4.	Nilai matriks citra 20x10.....	34
Gambar 4.5.	Perubahan Nilai Citra Keabuan Ke Nilai Citra Biner Dengan <i>Threshold</i> .....	35
Gambar 4.6.	Citra hasil segmentasi .....	35
Gambar 4.7.	Nilai Matriks Hasil Segmentasi .....	36



## DAFTAR SIMBOL

$I$	: Skala Keabuan
$R$	: Citra Berwarna Merah
$G$	: Citra Berwarna Hijau
$B$	: Citra Berwarna Biru
$n_i$	: Jumlah <i>Pixel</i> Pada Level Ke I
$N$	: Total Jumlah <i>Pixel</i> Pada Citra
$p_i$	: Probabilitas Setiap Pixel Pada Level Ke I
$\omega(k)$	: Momen Kumulatif Ke Nol
$\mu(k)$	: Momen Kumulatif Ke Satu
$d$	: Jarak Kemiripan Dengan Metode Manhattan
$A$	: Variabel Perhitungan Nilai Akurasi
$f(x, y)$	: Nilai Intensitas Cahaya Asli
$Ig(x, y)$	: Nilai Intensitas Cahaya Skala Keabuan

## DAFTAR ISTILAH

Background	= Latar belakang
Cell	= Kolom
Image	= Gamba
Layer	= Lapisan-lapisan
Pixel	= Elemen dari Gambar
Region	= Area Pengamatan
Threshold	= Ambang batas
Training	= Pelatihan
Testing	= Pengujian

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **A. Latar Belakang**

Pengenalan pola merupakan serangkaian proses yang dilakukan secara serial, mulai dari proses deteksi/segmentasi, proses ekstraksi dan proses pengukuran kemiripan atau proses pengenalan (Muntasa, 2015). Seiring dengan perkembangan teknologi, fungsi indra pada manusia terutama penglihatan dan pendengaran dapat ditiru oleh sebuah sistem buatan. Peranan penting dalam pembuatan sistem tersebut ialah pengenalan pola, diantaranya penelitian yang dapat diterapkan seperti pengenalan sidik jari, pengenalan wajah, pengenalan iris mata, pengenalan telapak tangan dan pengenalan lainnya yang dapat dijadikan identitas dengan menggunakan komputer sebagai alat bantu. Seperti halnya dalam konteks ini berfokus terhadap pengenalan tulisan tangan aksara Lontara. Dengan adanya penelitian ini diharapkan generasi selanjutnya mampu membawa bahasa khas daerah mereka khususnya bahasa Bugis/Makassar yang mempunyai aksara sendiri yaitu Lontara ke dunia digital. Selain itu dengan dibuatnya sistem ini, akan dibuatkannya alat penerjemah agar peninggalan berupa karya tulis aksara Lontara yang masih berupa tulisan tangan para leluhur Bugis/Makassar dapat dibaca semua orang.

Variasi pada pola aksara lontara terdiri dari dua puluh tiga karakter. Karakter aksara lontara bersifat kompleks disebabkan karena masing-masing dari pola karakter memiliki banyak kemiripan. Belum lagi jika karakter tersebut berupa tulisan

tangan. *Optical Character Recognition* (OCR) adalah sistem komputer pengenalan karakter yang dapat membaca huruf, baik yang berasal dari sebuah pencetak (printer atau mesin ketik) maupun yang berasal dari tulisan tangan (Cheriet, 2006). Dari peneliti sebelumnya proses pengenalan OCR menggunakan dua metode yaitu mencocokkan matriks (*matric matching*) atau ekstraksi feature (*feature extraction*). Terbentuknya sistem pengenalan karakter ini diharapkan mampu mempermudah digitalisasi informasi dan pengetahuan, misalnya dalam pembuatan koleksi pustaka digital, koleksi sastra kuno digital, dan lain-lain. Dengan demikian metode yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu *Optical Character Recognition* (OCR) dengan metode pengukuran kemiripan berbasis jarak geometris Manhattan.

Penelitian dengan menggunakan OCR banyak dilakukan, salah satunya Suryo Hartanto, dkk (2015) dengan *optical character recognition* menggunakan algoritma *template matching correlation*. Dengan menggunakan metode *templatematching correlation* pada penelitian proses pengenalan, citra masukan dibuat dengan format bmp atau jpg lalu diolah pada tahapan praproses, yang meliputi binerisasi, segmentasi, dan normalisasi gambar. Rata-rata tingkat keberhasilan pengenalan yang dihasilkan oleh sistem ini adalah 92,90%. Hasil akhir menunjukkan bahwa penggunaan metode *template matching correlation* cukup untuk membangun sebuah sistem OCR dengan akurasi yang baik efektif.

Oki Fredian (2013) judul penelitian yaitu aplikasi pengenalan plat nomor kendaraan dengan metode *optical character recognition* (OCR). Penelitian dilakukan terhadap beberapa sampel citra plat nomor yang berjumlah 10 buah dengan masing-

masing dari kota yang berbeda di wilayah Surakarta. Semua sampel tersebut melalui tahap proses akusisi hingga proses identifikasi dengan hasil rata-rata tingkat keberhasilan 96,25%. Berdasarkan 10 sampel hanya 8 sampel citra yang berhasil dengan tingkat keberhasilan 100% dan 2 sampel citra terdapat sedikit kesalahan dengan tingkat keberhasilan 75% dan 87,5%. Sampel citra plat nomor yang berjumlah 8 buah tersebut berhasil dikarenakan karakter pola citra plat nomor dengan citra template matching ketika melalui proses OCR perhitungan nilai binernya hampir sama. Sedangkan 2 buah citra plat nomor yang terdapat kesalahan karena ketidaksamaan nilai biner karakter pola citra plat nomor dengan citra template matching sehingga, diambil pola citra lain yang nilai binernya terdekat.

Selain penelitian, OCR telah banyak diimplementasikan diantara dalam perbankan, PDAM, dan PLN. Akurasi metode dalam pengenalan pola OCR tergantung pada jumlah data pelatihan yang disiapkan. Berdasarkan hal tersebut sehingga diangkat topik “Pengenalan Pola Aksara Lontara Dengan metode *Optical Character Recognition*”

## **B. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, maka rumusan penelitian ini adalah :

1. Bagaimana melakukan pengenalan pola karakter aksara lontara dengan OCR Menggunakan Metode Manhatta dengan Mengukur Jarak Geometris.

2. Seberapa besar tingkat akurasi pengenalan aksara lontara dengan OCR

Menggunakan Metode Manhatta dengan Mengukur Jarak Geometris.

#### C. Batasan masalah

Untuk menjaga fokus dari penelitian ini, maka beberapa batasan yang diberikan adalah sebagai berikut:

1. Huruf tulisan yang diuji adalah aksara lontara.
2. Citra aksara lontara formal diambil dari font officeword.
3. Citra berupa aksara lontara tulis tangan dari limaorang.
4. Ketebalan citra tulisan tangan diambil dari spidol dan pulpen
5. Tipe file citra adalah *bitmap picture*

#### D. Tujuan Penelitian

Sebagaimana rumusan masalah yang tersebut di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah

1. Menerapkan OCR dalam pengenalan pola aksara lontara dengan metode Manhattan Pengukuran Jarak Geometris.
2. Mengetahui tingkat akurasi dalam mengenali pola yang benar.

#### E. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penulisan proposal ini adalah sebagai berikut :

1. Bagi penulis  
Menambah pengetahuan penulis tentang metode OCR untuk mengenali pola.
2. Bagi pembaca

- a. Menambah pengetahuan pembaca tentang peran penting matematika terhadap pengenalan pola.
- b. Memperoleh kontribusi pemikiran yang dapat digunakan dalam pengembangan ilmu matematika dan komputer khususnya mengenai OCR

## BAB II

### KAJIAN TEORI

#### A. Matriks

Matriks adalah jajaran empat persegi panjang dari bilangan-bilangan. Bilangan-bilangan dalam jajaran tersebut disebut *entri* dari matriks. *Entri* yang terletak pada baris  $i$  dan kolom  $j$  di dalam matrik  $A$  akan dinyatakan sebagai  $a_{ij}$  (Anton, 2004). Jika matriks  $A$  terdiri dari  $m$  baris dan  $n$  kolom maka matrix  $A$  disebut ordo  $m \times n$  dapat ditulis sebagai persamaan (2.1).

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{31} & a_{32} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Untuk notasi yang singkat, matriks dapat ditulis sebagai persamaan (2.2)

$$[a_{ij}]_{mn} \text{ atau } [a_{ij}] \quad (2.2)$$

#### 1. Operasi Matriks

##### a. Penjumlahan/Pengurangan

Dua buah matriks dapat dijumlahkan/dikurangkan jika berordo sama. Nilai dari perhitungan diletakkan pada posisi seletak. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada persamaan (2.3).

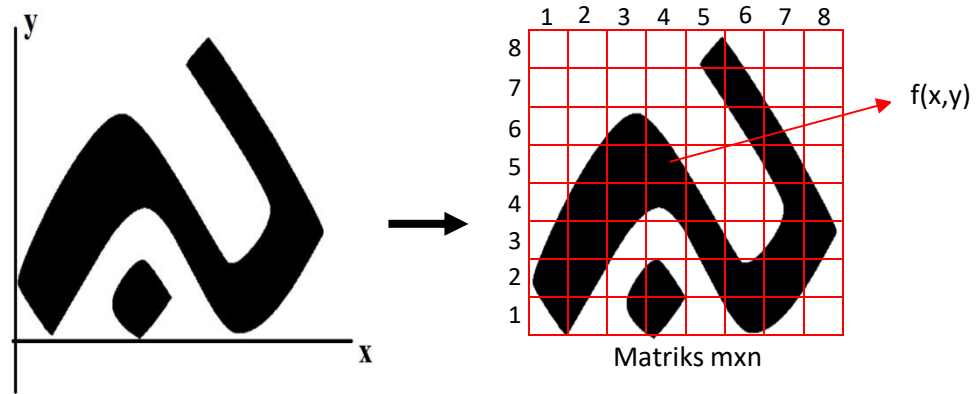
$$A \pm B = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{31} & a_{32} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \pm \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{31} & b_{32} & \dots & b_{mn} \end{bmatrix}$$



$$= \begin{bmatrix} a_{11} \pm b_{11} & a_{12} \pm b_{12} & \dots & a_{1n} \pm b_{1n} \\ a_{21} \pm b_{21} & a_{22} \pm b_{21} & \dots & a_{2n} \pm b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{31} \pm b_{31} & a_{32} \pm b_{32} & \dots & a_{mn} \pm b_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

## B. Citra Digital

Secara harfiah, *image* atau citra merupakan gambar pada bidang dwimatra (dua dimensi). Sedangkan dilihat dari sudut pandang matematis, citra merupakan fungsi kontinu dari intensitas cahaya pada bidang dwimatra. Citra terdiri dari dua jenis jika dilihat dari segi sinyal penyusun, yaitu citra kontinu dan citra diskrit. Citra kontinu berasal dari sistem optik yang menerima sinyal analog. Nilai intensitas cahaya pada citra kontinu memiliki *range* antara 0 s.d  $\infty$ . Alat akuisisi citra kontinu antara lain mata manusia dan kamera analog. Karena sifatnya yang kontinu jenis citra ini tidak dapat disimpan atau diolah dalam komputer. Sedangkan citra diskrit berasal dari citra yang terbentuk dari sinyal digital. Nilai intensitas cahaya pada citra diskrit bergantung pada nilai bit yang menyusunnya. Representasi citra dari fungsi intensitas cahaya menjadi nilai-nilai diskrit disebut sebagai digitalisasi. Citra yang dihasilkan inilah disebut citra digital. Dalam bidang dua dimensi, citra dibentuk oleh sekumpulan *picture element* (pixel) yang memiliki dua informasi penting yaitu koordinat piksel (x,y) dan nilai intensitas piksel  $f(x,y)$ . Gambar 2.1 adalah ilustrasi citra digital dalam representasi menjadi nilai-nilai diskrit (Pamungkas, 2017).



Gambar 2.1. Ilustrasi Citra Digital

Ada tiga jenis citra yang umum digunakan dalam pemrosesan citra, yaitu citra berwarna, citra berskala keabuan dan citra biner (Kadir,2013). Citra berwarna atau biasa disebut Citra RGB merupakan citra yang tersusun oleh tiga komponen warna seperti singkatan sebutannya yaitu R yang berarti merah, G yang berarti hijau, dan B yang berarti biru. Pada citra RGB 24-bit, masing-masing komponen warna memiliki nilai intensitas piksel dengan kedalaman bit sebesar 8-bit memiliki nilai berkisar antara 0 sampai dengan 255. Setiap piksel pada citra RGB memiliki nilai intensitas yang merupakan kombinasi dari nilai R, G, dan B. Variasi warna yang dapat disajikan dalam piksel pada citra RGB adalah sekitar  $256 \times 256 \times 256$  atau 16777216.

Citra berskala keabuan atau *grayscale* tersusun dari gradasi warna hitam dan putih yang menghasilkan efek warna abu-abu. Sebuah citra skala keabuan mempunyai jumlah tingkat keabuan yang spesifik. Untuk citra skala keabuan 8 bit bisa merepresentasikan  $2^8 - 1 = 255$  intensitas. Dalam hal ini, intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih.

Citra biner adalah citra yang setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih.

## 1. Matriks Citra Digital

Citra digital merupakan suatu matriks dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu piksel pada citra, elemen matriksnya merupakan tingkat keabuan atau derajat keabuan citra pada titik tersebut. (Abduh, 2016).

Berdasarkan Gambar 2.1, citra digital dapat dinyatakan dengan matriks  $m \times n$ . Dikatakan  $f(x,y)$  merupakan fungsi intensitas cahaya dari setiap pixel. Dimana  $(x,y)$  merupakan titik kordinat dari citra . Jika  $F$  adalah bentuk matriks dari citra maka dapat di tuliskan sebagaimana persamaan (2.4).

$$F = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(1,n) \\ f(2,1) & f(2,2) & \dots & f(2,n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(m,1) & f(m,2) & \dots & f(m,n) \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

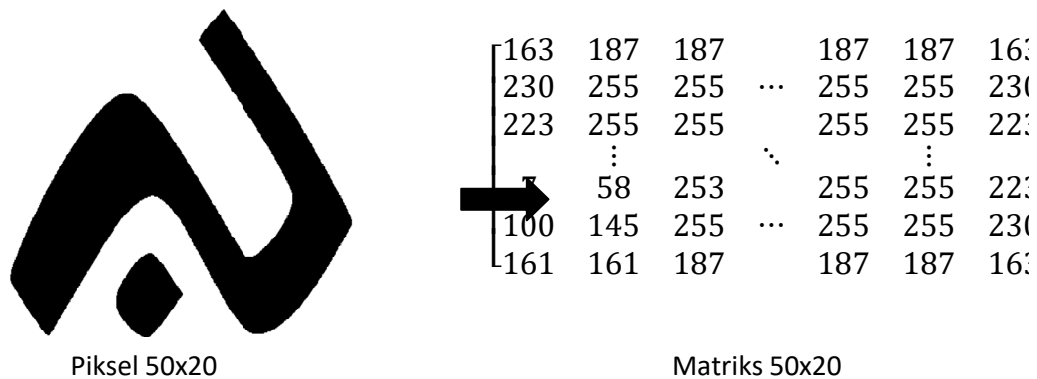
## 2. Akusisi Citra

Suatu citra digital tidak hanya dikatakan kumpulan warna yang membentuk suatu pola maupun gambar akan tetapi setiap pixel yang terdapat pada pola dapat bersifat diskrit yang dapat membentuk suatu susunan elemen matriks yang dapat diolah dalam suatu perhitungan matematis. Nilai diskrit pada citra digital berasal dari tingkat kecerahan dan warna yang telah terkuantisasi. Akusisi Citra atau dapat juga disebut dengan digitalisasi citra yang merupakan proses representasi citra secara

numerik dengan nilai- nilai diskrit yang berasal dari fungsi kontinu. Sebuah citra pada dasarnya berbentuk persegi dimana dimensi ukurannya dinyatakan sebagai tinggi x lebar seperti yang terlihat pada Gambar 2.1. Misalkan tinggi sebuah citra digital dinyatakan dengan m, lebarnya adalah n dan memiliki L derajat keabuan dapat ditulis dengan persamaan (2.5).

$$f(x,y) \begin{cases} 0 \leq x \leq n \\ 0 \leq y \leq N \\ 0 \leq f \leq L \end{cases} \quad (2.5)$$

Dari persamaan (2.5) dapat ditulis seperti pada persamaan (2.4). Berikut Gambar 2.2 adalah contoh perubahan citra yang diinterpretasikan ke dalam bentuk diskrit.



Gambar 2.2. Akusisi Citra

Dikutip dari Artazie (2012) ada dua cara untuk mengubah sebuah citra ke dalam bentuk diskrit yakni

- Sampling* merupakan proses pengambilan nilai diskrit koordinat (x,y) dengan melewati citra melalui *grid* (celah).

- b. Kuantitasi merupakan proses pengelompokan nilai tingkat keabuan kontinu kedalam beberapa level atau merupakan proses membagi keabuan  $(0,L)$  menjadi  $G$  buah level yang dinyatakan dalam suatu bilangan bulat, dinyatakan sebagai  $G = 2^i$  dimana  $G$  adalah derajat keabuan dan  $i$  adalah bilangan bulat positif.

### 3. Pengolahan Citra

#### a. Konversi Citra Berwarna ke Citra Skala Keabuan

Secara umum persamaan untuk mengonversi citra berwarna ke citra skala keabuan dapat dituliskan sebagai berikut.

$$I = axR + bxG + cxB, \quad a + b + c = 1 \quad (2.5)$$

Ada tiga macam algoritma yang bisa digunakan untuk mengonversi citra berwarna ke citra berskala keabuan yaitu *lightness*, *average* dan *luminosity*. Adapun algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai rata-rata (*average*) dengan menjumlahkan seluruh nilai citra berwarna, kemudian dibagi dengan tiga, sehingga diperoleh nilai rata-rata dari R G B sebagaimana persamaan (2.6). Nilai rata-rata  $I$  yang dihasilkan disebut sebagai skala keabuan.

$$I = (R + G + B)/3 \quad (2.6)$$

#### b. Konversi Citra Skala Keabuan ke Citra Biner

Konversi citra keabuan ke citra biner dilakukan dengan mengisi kembali piksel-piksel citra dengan nilai 0 dan 1. Nilai 0 merupakan representasi warna hitam dan 1 merupakan representasi warna putih berdasarkan nilai ambang (*threshold*) tertentu sesuai kebutuhan. Persamaan (2.6) dituliskan untuk konversi citra ke bentuk biner. (Syam, 2012:12-13).

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{jika } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{jika sebaliknya} \end{cases} \quad (2.6)$$

### C. Optical Character Recognition (OCR)

Telah dijelaskan sebelumnya *Optical Character Recognition* (OCR) adalah sistem komputer pengenalan karakter yang dapat membaca huruf, baik yang berasal dari sebuah pencetak (printer atau mesin ketik) maupun yang berasal dari tulisan tangan (Cheriet, 2006). Gambar 2.3. merupakan proses umum dari OCR.



Gambar 2.3. Proses Umum OCR

#### 1. Preprocessing

*Preprocessing* adalah tahap pertama yang dilakukan sebelum data citra digunakan untuk proses pengenalan. Proses ini merupakan tahap yang terpenting karena memiliki pengaruh besar terhadap keberhasilan suatu sistem pengenalan. Tujuannya menyeragamkan bentuk maupun sifat citra yang akan digunakan dalam proses nantinya, sehingga tidak menimbulkan perbedaan yang besar ketika proses pengenalan berjalan. Berikut ini adalah tahap preprosesing yang akan dilakukan.

##### a. Binerisasi

Binerisasi adalah tahap dimana file citra digital dikonversi menjadi citra biner. Seperti dijelaskan pada subbab citra digital bahwa citra biner merupakan citra yang hanya memiliki dua derajat keabuan, yaitu hitam dan putih. Pixel-pixel objek bernilai

1 dan pixel-pixel latar belakang bernilai 0. Dengan kata lain pada citra biner, latar belakang berwarna putih sedangkan objek berwarna hitam (Munir, 2004).

b. Metode Otsu (*Otsu Thresholding*)

Metode Otsu merupakan metode perhitung memilih batas ambang T secara otomatis berdasarkan citra masukan. Pendekatan yang digunakan oleh metode Otsu adalah dengan melakukan analisis diskriminan yaitu menentukan suatu variabel yang dapat membedakan antara dua atau lebih kelompok yang muncul secara alami. Analisis diskriminan merupakan teknik statistika yang dipergunakan untuk mengklasifikasikan suatu individu atau observasi ke dalam suatu kelas atau kelompok berdasarkan sekumpulan variabel-variabel (Johnson & Wichern, 2007). Model umum analisis diskriminan merupakan suatu kombinasi linear yang bentuknya pada persamaan (2.7)

$$D = b_0 + b_1X + b_2X_2 + b_3X_3 \quad (2.7)$$

Dimana,

D = skor diskriminan

B = koefisien diskriminasi atau bobot

X = prediktor atau variabel independent

Analisis Diskriminan dalam hal ini berfungsi memaksimumkan variabel tersebut agar dapat memisahkan objek dengan latar belakang. Nilai ambang yang dicari dari suatu citra hitam-putih dinyatakan dengan k. Nilai k berkisar antara 1 sampai dengan L, dengan nilai  $L = 255$ . Probabilitas setiap pixel pada level ke i dapat dinyatakan dalam persamaan.(2.8)(Putra, 2010).

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (2.8)$$

Dimana,

$n_i$  = jumlah *pixel* pada level ke  $i$

$N$  = Total jumlah *pixel* pada citra

Nilai momen kumulatif ke nol  $\omega(k)$  dapat dinyatakan dalam persamaan (2.9) momen kumulatif ke satu  $\mu(k)$  dapat dinyatakan dalam persamaan (2.10), dan nilai rata-rata  $\mu_T$  dapat dinyatakan dalam persamaan (2.10).

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k p_i \quad (2.9)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot p_i \quad (2.10)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^L i \cdot p_i \quad (2.11)$$

Nilai ambang  $k$  dapat ditentukan dengan memaksimumkan persamaan (2.12).

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k \leq L} \sigma_B^2(k) \quad (2.12)$$

Dimana nilai  $\sigma_B^2(k)$  dapat dihitung menggunakan persamaan (2.13).

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (2.13)$$

## 2. Segmentasi

Segmentasi adalah proses memisahkan area pengamatan (*region*) pada tiap karakter yang dideteksi. Segmentasi citra biner bertujuan untuk mengelompokkan *pixel-pixel* objek menjadi wilayah yang merepresentasikan suatu objek (Munir, 2010). Batas antara objek dengan latar belakang akan terlihat jelas pada citra biner. *Pixel* objek akan terlihat berwarna putih sedangkan *pixel* latar belakang berwarna hitam.



Secara matematis dapat dijelaskan sebelum proses segmentasi dilakukan aka nada proses *thresholding*, dimana nilai elemen-elemen dalam sebuah matriks citra akan diubah dengan nilai 0 dan 255 atau dengan kata lain diubah menjadi warna hitam dan putih. Selanjutnya pada proses segmentasi, nilai 0 yang menjadi representasi dari warna putih akan diubah menjadi 1 yang merupakan representasi dari warna hitam. Begitupun dengan nilai 255 representasi dari warna hitam akan diubah menjadi 0 yang merupakan representasi nilai putih.

Pertemuan antara *pixel* hitam dengan *pixel* putih dimodelkan sebagai segmen garis. Penelusuran batas wilayah dianggap sebagai pembuatan rangkaian keputusan untuk bergerak lurus, belok kiri, atau belok kanan.

### **3. Normalisasi**

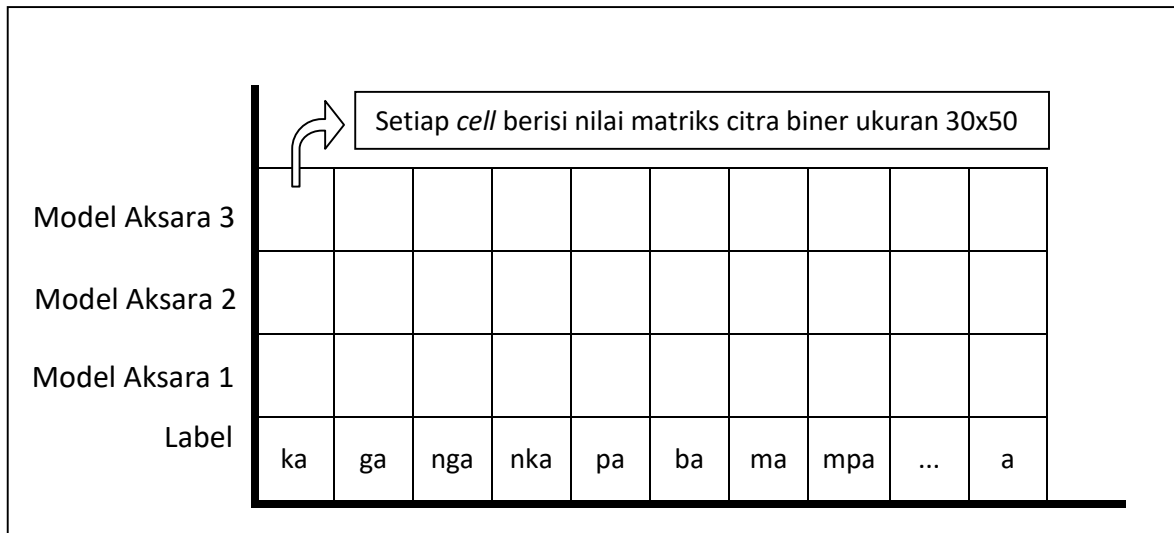
Normalisasi merupakan salah satu tahap preprocessing, dimana pada tahap ini ukuran citra data uji akan disesuaikan dengan citra data latih yang telah diolah sebelumnya. Jadi, data latih yang memiliki ukuran matriks 30x50 akan menjadi patokan ukuran dari data uji yang akan digunakan. Sebelum proses perhitungan berlangsung ukuran matriks data uji telah diubah menjadi 30x50, dalam hal ini memiliki ukuran sama dengan data latih yang telah disiapkan. Pada dasarnya proses ini disesuaikan dengan kebutuhan pada proses pengenalan yang digunakan.

### **4. Ekstraksi Fitur**

Ekstraksi fitur merupakan suatu metode untuk mendapatkan karakteristik dari suatu citra (dalam hal ini citra tersebut merupakan suatu karakter berupa huruf

aksara). Dengan ekstraksi fitur maka citra yang satu dengan yang lain dapat dibedakan dengan memperhatikan ciri yang terdapat pada citra itu sendiri. (Adfriansyah, 2012):

Ekstraksi fitur yang akan digunakan pada penelitian ini yakni susunan elemen-elemen matriks ordo 30x50 yang telah bernilai biner. Selanjutnya setiap matriks dari karakter tersebut di kumpulkan dalam suatu tabel yang memiliki banyak *cell*. Gambar 2.4 adalah ilustrasi tabel yang akan dibentuk dalam pengumpulan fitur aksara lontara sebagai data latih.



Model Aksara 3									
Model Aksara 2									
Model Aksara 1									
Label	ka	ga	nga	nka	pa	ba	ma	mpa	... a

Gambar 2.4. Ilustrasi Tabel Kumpulan Fitur Data Latih

## 5. Recognition

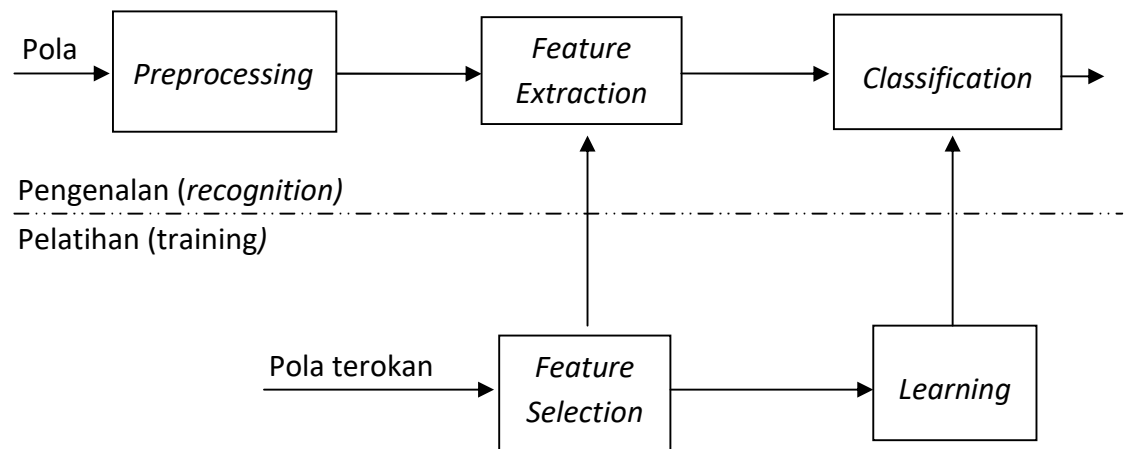
*Recognition* merupakan proses untuk mengenali karakter yang diamati dengan cara membandingkan ciri-ciri karakter yang diperoleh dengan ciri-ciri karakter yang ada pada file data latih. Pada proses ini akan digunakan algoritma Manhattan yang akan dijelaskan pada penjelasan berikutnya.

## D. Pengenalan Pola

Pengenalan pola dapat diartikan sebagai sebuah proses untuk mengenali objek secara otomatis berdasarkan ciri yang didasarkan pada data pelatihan. Proses yang dilakukan secara serial, mulai dari proses deteksi/segmentasi, proses ekstraksi dan proses pengukuran kemiripan atau proses pengenalan. (Muntasa, 2005).

### 1. Pengenalan Pola Secara Statistik

Munir (2001) menyatakan bahwa pendekatan pola secara statistika menggunakan teori-teori ilmu peluang dan statistik. Ciri-ciri yang dimiliki oleh suatu pola ditentukan distribusi statistiknya. Pola yang berbeda memiliki distribusi yang berbeda pula. Dengan menggunakan teori keputusan di dalam statistik, kita menggunakan distribusi ciri untuk mengklasifikasikan pola. Sistem pengenalan pola dengan pendekatan statistik ditunjukkan pada Gambar 2.5..



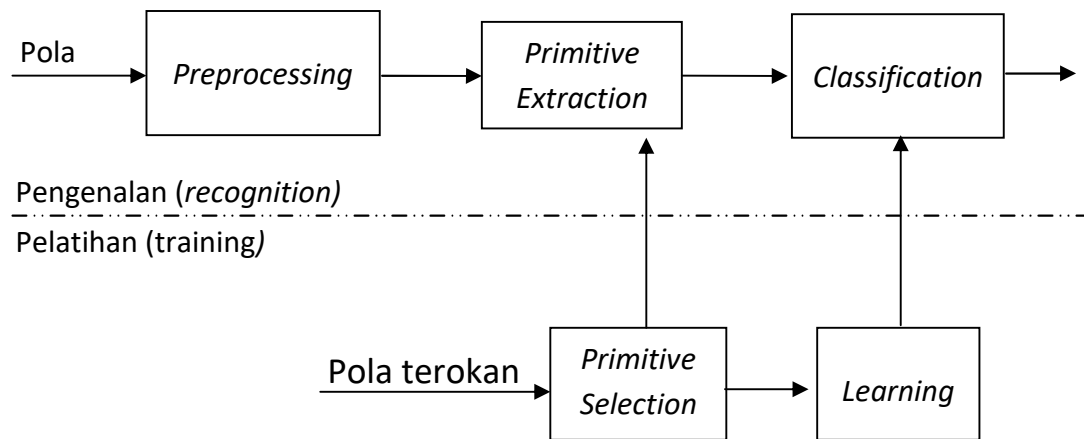
Gambar 2.5. Sistem Pengenalan Pola dengan Pendekatan Statistik (Munir, 2001)

Ada dua fase dalam sistem pengenalan pola: (i) fase pelatihan dan (ii) fase pengenalan. Pada fase pelatihan, beberapa contoh citra dipelajari untuk menentukan

ciri yang akan digunakan dalam proses pengenalan serta prosedur klasifikasinya. Pada fase pengenalan, citra diambil cirinya kemudian ditentukan kelas kelompoknya.

## 2. Pengenalan Pola secara Sintaktik

Pendekatan ini menggunakan teori bahasa formal. Ciri-ciri yang terdapat pada suatu pola ditentukan primitif dan hubungan struktural antara primitif kemudian menyusun tata bahasanya. Dari aturan produksi pada tata bahasa tersebut kita dapat menentukan kelompok pola. Gambar 2.6. memperlihatkan sistem pengenalan pola dengan pendekatan sintaktik. Pengenalan pola secara sintaktik lebih dekat ke strategi pengenalan pola yang dilakukan manusia, namun secara praktek penerapannya relatif sulit dibandingkan pengenalan pola secara statistik.



Gambar 2.6. Sistem Pengenalan Pola dengan Pendekatan Sintaktik (Munir, 2001)

Pendekatan yang digunakan dalam membentuk tata bahasa untuk mengenali pola adalah mengikuti kontur (tepi batas) objek dengan sejumlah segmen garis terhubung satu sama lain, lalu mengkodekan setiap garis tersebut (misalnya dengan kode rantai). Setiap segmen garis merepresentasikan primitif pembentuk objek.

## E. Pengukuran Kemiripan Berbasis Jarak Geometris

Pengukuran kemiripan berbasis jarak geometris merupakan metode pengukuran kemiripan dua buah objek yang menggunakan jarak sebagai parameter pengukuran. Beberapa metode pengukuran kemiripan berbasis jarak geometris diantaranya yaitu, Chebyshev, Manhattan Euclidian dan Minkowski, Angular Separation, Hausdorff. Pada penelitian ini metode pengukuran yang akan digunakan ialah Manhattan (Muntasa,2015).

### 1. Metode Manhattan

Metode pengukuran ini sering disebut dengan metode *city block*. Manhattan merupakan bentuk khusus dari metode Minkowski, dimana untuk Manhattan menggunakan nilai  $\lambda = 1$  (Muntasa (Eugene, 1987)). Penerapan metode ini mensyaratkan agar ukuran data yang diukur mempunyai dimensi yang sama. Misalkan diketahui dua buah objek x dan y yang memiliki parameter sebanyak n, dan masing-masing parameter tersebut mempunyai anggota sejumlah m sebagaimana dapat dilihat pada persamaan (2.14) dan persamaan (2.15).

$$x = \begin{pmatrix} x_{(1,1)} & x_{(1,2)} & \dots & x_{(1,n)} \\ x_{(2,1)} & x_{(2,2)} & \dots & x_{(2,n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{(m,1)} & x_{(m,2)} & \dots & x_{(m,n)} \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

$$y = \begin{pmatrix} y_{(1,1)} & y_{(1,2)} & \dots & y_{(1,n)} \\ y_{(2,1)} & y_{(2,2)} & \dots & y_{(2,n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{(m,1)} & y_{(m,2)} & \dots & y_{(m,n)} \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

Maka persamaan untuk mengukur jarak kemiripan dengan metode Manhattan dapat ditulis sebagaimana yang akan diperlihatkan

berikut pada persamaan (2.16).

$$\begin{aligned}
d &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [x_{i,j} - y_{i,j}] \tag{2.16} \\
&= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left[ \begin{pmatrix} x_{(i=1,j=1)} & x_{(i=1,j=2)} & \cdots & x_{(i=1,j=n)} \\ x_{(i=2,j=1)} & x_{(i=2,j=2)} & \cdots & x_{(i=2,j=n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{(i=m,j=1)} & x_{(i=m,j=2)} & \cdots & x_{(i=m,j=n)} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y_{(i=1,j=1)} & y_{(i=1,j=2)} & \cdots & y_{(i=1,j=n)} \\ y_{(i=2,j=1)} & y_{(i=2,j=2)} & \cdots & y_{(i=2,j=n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{(i=m,j=1)} & y_{(i=m,j=2)} & \cdots & y_{(i=m,j=n)} \end{pmatrix} \right] \\
&= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \begin{pmatrix} |x_{(i=1,j=1)} - y_{(i=1,j=1)}| & |x_{(i=1,j=2)} - y_{(i=1,j=2)}| & \cdots & |x_{(i=1,j=n)} - y_{(i=1,j=n)}| \\ |x_{(i=2,j=1)} - y_{(i=2,j=1)}| & |x_{(i=2,j=2)} - y_{(i=2,j=2)}| & \cdots & |x_{(i=2,j=n)} - y_{(i=2,j=n)}| \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ |x_{(i=m,j=1)} - y_{(i=m,j=1)}| & |x_{(i=m,j=2)} - y_{(i=m,j=2)}| & \cdots & |x_{(i=m,j=n)} - y_{(i=m,j=n)}| \end{pmatrix} \\
&= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \begin{pmatrix} d_{(i=1,j=1)} & d_{(i=1,j=2)} & \cdots & d_{(i=1,j=n)} \\ d_{(i=2,j=1)} & d_{(i=2,j=2)} & \cdots & d_{(i=2,j=n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{(i=m,j=1)} & d_{(i=m,j=2)} & \cdots & d_{(i=m,j=n)} \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Variabel  $d_{i,j}$  merupakan lambang dari matriks persamaan Manhattan, nilai  $d_{i,j}$  tidak negatif, melainkan dapat ditulis  $d_{i,j} > 0$  dan  $\forall i, i \in 1, 2, 3, \dots, m - 1, m$  dan  $\forall j, j \in 1, 2, 3, \dots, n - 1, n$ . Nilai  $d$  dihitung dengan menjumlahkan nilai matriks pada setiap baris dan kolom. Dalam persamaan ini variabel  $x$  merupakan lambang dari data latih yang telah disiapkan dan variabel  $y$  merupakan lambang dari data uji yang akan diproses untuk pengenalan karakter.

Penentuan hasil pengenalan pola pada metode ini dilihat dari hasil minimum jarak antar dua buah objek. Nilai minimum jarak antara beberapa parameter  $x$  ke satu  $y$  adalah kelas dari  $y$ . Berikut contoh penerapan metode Manhattan dalam suatu proses pengenalan pola.

Diketahui variabel x dan y adalah matrix ordo 5x3, variabel x terdiri dari dua kelas yang masing-masing mempunyai dua buah anggota yaitu,  $x_{1,1}$ ,  $x_{1,2}$   $x_{2,1}$   $x_{2,2}$ , berikut adalah data x. Akan dicari kelas dan anggota yang cocok untuk y.

$$x_{1,1} = \begin{bmatrix} 0 & 9 & 0 \\ 3 & 5 & 8 \\ 7 & 4 & 3 \\ 6 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 5 \end{bmatrix}, \quad x_{1,2} = \begin{bmatrix} 3 & 6 & 6 \\ 10 & 5 & 3 \\ 9 & 0 & 8 \\ 2 & 7 & 8 \\ 0 & 9 & 8 \end{bmatrix}$$

$$x_{2,1} = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 4 \\ 9 & 0 & 1 \\ 5 & 10 & 9 \\ 9 & 5 & 3 \\ 8 & 3 & 3 \end{bmatrix}, \quad x_{2,2} = \begin{bmatrix} 7 & 0 & 5 \\ 7 & 5 & 4 \\ 2 & 0 & 9 \\ 6 & 5 & 7 \\ 10 & 10 & 7 \end{bmatrix}$$

$$y = \begin{bmatrix} 7 & 1 & 10 \\ 3 & 6 & 10 \\ 5 & 2 & 2 \\ 0 & 1 & 8 \\ 9 & 6 & 6 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan persamaan (2.16) dihasilkan sebagai berikut.

a. Variabel y terhadap x kelas 1 dan anggota pertama

$$d_{1,1} = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 0 & 9 & 0 \\ 3 & 5 & 8 \\ 7 & 4 & 3 \\ 6 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 5 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 7 & 1 & 10 \\ 3 & 6 & 10 \\ 5 & 2 & 2 \\ 0 & 1 & 8 \\ 9 & 6 & 6 \end{bmatrix} \right\| = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 7 & 8 & 10 \\ 0 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 1 \\ 6 & 2 & 5 \\ 7 & 5 & 1 \end{bmatrix} \right\|$$

$$= (7 + 8 + 10 + 0 + 1 + 2 + 2 + 2 + 1 + 6 + 2 + 5 + 7 + 5 + 1)$$

$$= 59$$

b. Variabel y terhadap x kelas 1 dan anggota kedua

$$d_{1,2} = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 3 & 6 & 6 \\ 10 & 5 & 3 \\ 9 & 0 & 8 \\ 2 & 7 & 8 \\ 0 & 9 & 8 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 7 & 1 & 10 \\ 3 & 6 & 10 \\ 5 & 2 & 2 \\ 0 & 1 & 8 \\ 9 & 6 & 6 \end{bmatrix} \right\| = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 4 & 5 & 4 \\ 7 & 1 & 7 \\ 4 & 2 & 6 \\ 2 & 6 & 0 \\ 9 & 3 & 2 \end{bmatrix} \right\|$$

$$\begin{aligned}
&= (4 + 5 + 4 + 7 + 1 + 7 + 4 + 2 + 6 + 2 + 6 + 0 + 9 + 3 + 2) \\
&= 62
\end{aligned}$$

c. Variabel y terhadap x kelas 2 dan anggota pertama

$$\begin{aligned}
d_{2,1} &= \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 1 & 5 & 4 \\ 9 & 0 & 1 \\ 5 & 10 & 9 \\ 9 & 5 & 3 \\ 8 & 3 & 3 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 7 & 1 & 10 \\ 3 & 6 & 10 \\ 5 & 2 & 2 \\ 0 & 1 & 8 \\ 9 & 6 & 6 \end{bmatrix} \right\| = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 6 & 4 & 6 \\ 6 & 6 & 9 \\ 0 & 8 & 7 \\ 9 & 4 & 5 \\ 1 & 3 & 3 \end{bmatrix} \right\| \\
&= (6 + 4 + 6 + 6 + 6 + 9 + 0 + 8 + 7 + 9 + 4 + 5 + 1 + 3 + 3) \\
&= 77
\end{aligned}$$

d. Variabel y terhadap x kelas 2 dan anggota kedua

$$\begin{aligned}
d_{2,1} &= \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 7 & 0 & 5 \\ 7 & 5 & 4 \\ 2 & 0 & 9 \\ 6 & 5 & 7 \\ 10 & 10 & 7 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 7 & 1 & 10 \\ 3 & 6 & 10 \\ 5 & 2 & 2 \\ 0 & 1 & 8 \\ 9 & 6 & 6 \end{bmatrix} \right\| = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^3 \left\| \begin{bmatrix} 0 & 1 & 5 \\ 4 & 1 & 6 \\ 3 & 2 & 7 \\ 6 & 4 & 1 \\ 1 & 4 & 1 \end{bmatrix} \right\| \\
&= (0 + 1 + 5 + 4 + 1 + 6 + 3 + 2 + 7 + 6 + 4 + 1 + 1 + 4 + 1) \\
&= 46
\end{aligned}$$

Untuk lebih mudah melihat hasil perhitungan jarak kemiripan di atas.

Perhatikan tabel 2.1. berikut.

Tabel 2.1. Jarak kemiripan antara y dan x menggunakan metode Manhattan

No	Variabel	Variabel	Kelas ke	Objek ke	Jarak kemiripan
	1	2			
1	y	x <sub>1,1</sub>	1	1	59



2	y	$x_{1,2}$	2	62
3	y	$x_{2,1}$	1	77
4	y	$x_{2,2}$	2	<b>49</b>

Berdasarkan Tabel 2.1 dapat dilihat bahwa, nilai terkecil yang dihasilkan berada pada kelas kedua dan objek kedua. Maka dengan demikian variabel y dapat adalah bagian dari kelas kedua dan objek kedua dari variabel x.

### **BAB III**

#### **METODE PENELITIAN**

##### **A. Jenis Penelitian**

Penelitian ini merupakan penelitian terapan untuk mengenali pola aksara lontara dengan menggunakan metode *Optional Character Recognition*.

##### **B. Lokasi dan Waktu Penelitian**

Penelitian ini akan dilaksanakan pada bulan November 2017 hingga Desember 2017 di Perpustakaan Jurusan Matematika Fakultas MIPA sebagai lokasi utama dalam pengumpulan literatur untuk penulisan, serta tempat-tempat lain yang dapat memberikan informasi tentang apa yang menjadi pembahasan dalam penelitian ini.

##### **C. Prosedur Pelaksanaan Penelitian**

Prosedur penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :

###### **1. Pengumpulan materi**

Langkah ini dimulai dengan mengumpulkan bahan-bahan atau materi yang akan digunakan sebagai dasar penelitian. Materi yang digunakan berupa buku, jurnal, artikel ilmiah, dan prosiding seminar nasional

###### **2. Pengumpulan data**

Pengumpulan data dilakukan di jurusan matematika FMIPA UNM Parangtambung. Pengambilan tulisan tangan aksara lontara, tulisan tangan dari

lima belas orang yang masing-masing menuliskan aksara lontara yang berjumlah 23 huruf.

### 3. Membangun sistem

Sistem pengenalan ini dirancang menggunakan alat bantu komputer berupa *software* Matlab R2013a. *Softwer* ini memiliki *tools-tools* yang dapat memudahkan perhitungan pada ukuran matriks yang besar.

### 4. Pengujian sistem

Langkah ini untuk menguji sistem yang telah dibangun. Pengujian sistem dilakukan dengan membandingkan hasil perhitungan manual dengan perhitungan sistem sehingga sistem dapat digunakan untuk jumlah citra yang besar.

### 5. Penarikan kesimpulan

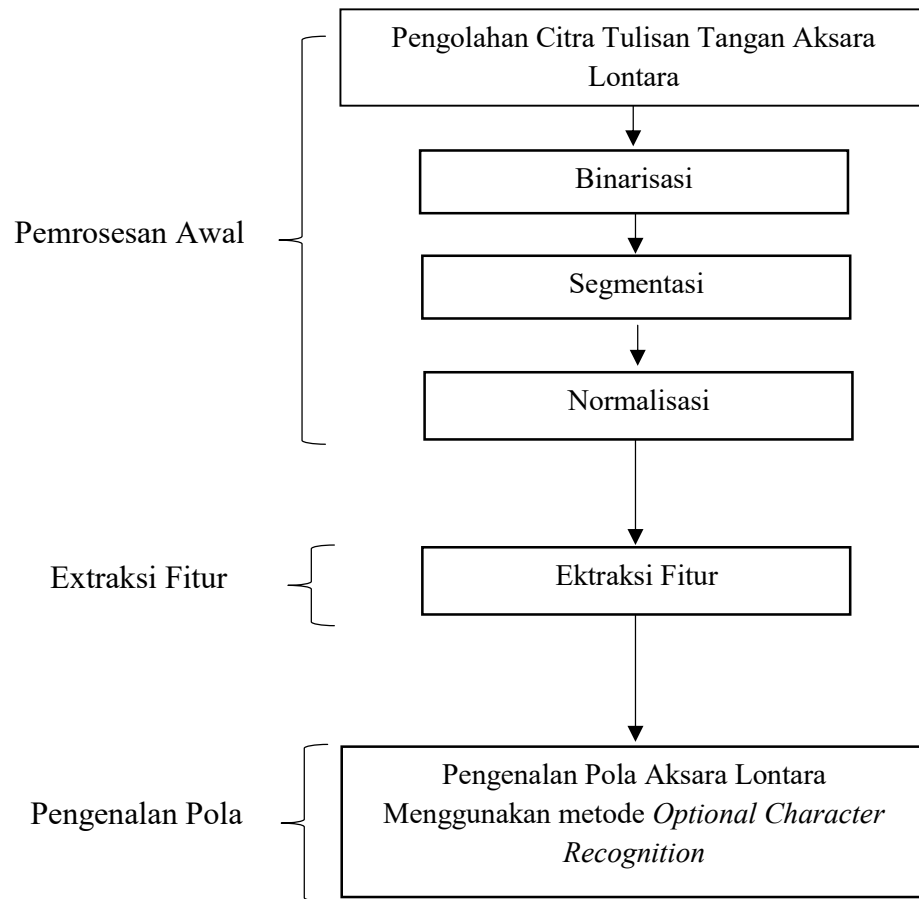
Setelah pengujian selesai, maka diambil suatu kesimpulan.

## **D. Skema Penelitian**

Skema penelitian digunakan untuk memperjelas perancangan dan algoritma yang dibuat. Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

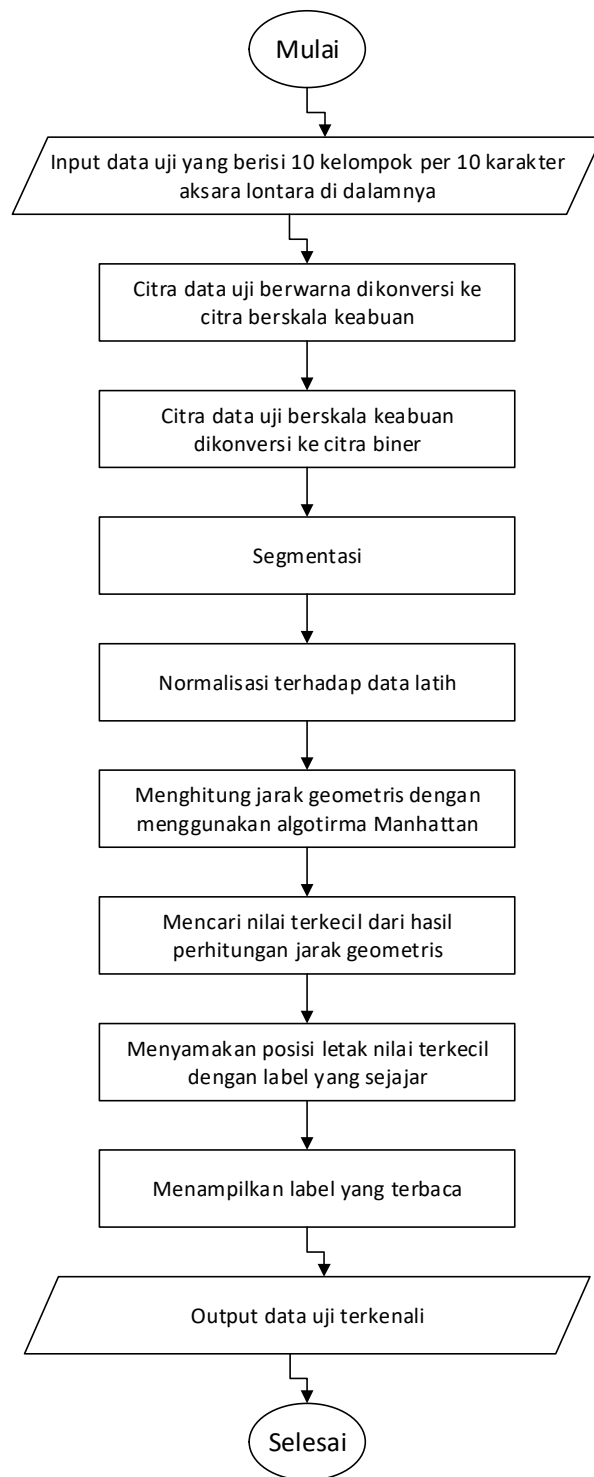
1. Merumuskan masalah yang akan diteliti.
2. Menentukan batasan masalah penelitian.
3. Pengumpulan data berupa tulisan tangan aksara lontara.

4. Proses perancangan dan pembuatan sistem secara keseluruhan pada gambar 3.1



Gambar 3.1. Proses perancangan dan pembuatan sistem

5. Sistem pengenalan pola Aksara Lontara menggunakan metode *Optional Character Recognition*. Proses ini sebagaimana pada gambar 3.2.
6. Pengujian Sistem yang telah dibuat.
7. Penarikan kesimpulan.



Gambar 3.2. Sistem Pengenalan metode *Optional Character Recognition*

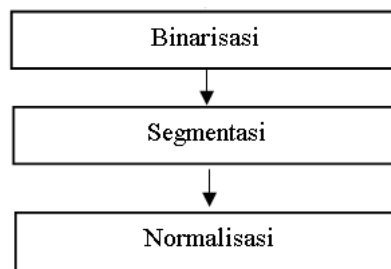
## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### HASIL

Citra yang digunakan dalam proses pengenalan pola aksara Lontara berupa tulisan tangan. Selanjutnya dilakukan *scanning* pada citra agar dapat diproses dengan komputer. Tipe citra yang digunakan adalah *bitmap picture* atau dapat ditulis *bmp*. Citra yang telah dikumpulkan dalam sebuah file selanjutnya dibagi menjadi dua bagian. Satu tulisan tangan yang terdiri dari 23 karakter aksara Lontara akan dijadikan data latih sebagai pembanding kemiripan dalam proses pengenalan. Dua tulisan tangan lainnya akan dijadikan data uji yang akan dibagi kembali menjadi 10 bagian. Selanjutnya sebelum langsung ke proses pengenalan, semua citra akan melalui *praprocessing*.

Citra yang akan diolah terlebih dahulu adalah citra data latih. *Praprocessing* bertujuan untuk membuat citra agar lebih mudah diolah pada saat proses pengenalan berjalan. Tahapan *preprocessing* dapat di pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1. Tahapan *Praprocessing* pada citra

Terlihat dari Gambar 4.1 tahap pertama dari *preprocessing* adalah binerisasi, tahap kedua adalah segmentasi dan tahap ketiga ialah normalisasi. Setelah citra data

latih melalui tahap tersebut maka semua citra yang terdiri dari tiga model akan dikumpulkan pada tabel yang telah dibuat, seperti yang terlihat pada Gambar 2.4. Berikut Gambar 4.2 adalah penampakan asli setelah data dikumpulkan yang dimana setiap *cell* berisi citra digital yang berukuran 30x50.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical
2	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical
3	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical	30x50 logical
4	'Ka'	'Ga'	'Nga'	'Nka'	'Pa'	'Ba'	'Ma'	'Mpa'	'Ta'	'Da'	'Na'	'Nra'
5												
6												
7												
8												
9												
10												
11												
12												
13												

Gambar 4.2. Tabel Data Latih Dalam Matlab

Proses selanjutnya ialah menyiapkan citra data uji. Citra data uji akan diolah dengan *praprocessing* dimana tahapannya tidak berbeda dengan sebelumnya. Pada penelitian ini terdapat 10 kelompok data uji yang telah disiapkan yang berisi 10 karakter pada setiap kelompok. Proses pengolaan citra data uji dilakukan per karakter pada setiap kelompok. Misalkan akan dilakukan proses pengenalan pada kelompok satu yang terdiri dari aksara Ga, Ka, Sa, Ga, Ja, Da, Nra, Nga, Nka, Nya. Karakter aksara yang akan lebih dulu diproses pada pengenalan pola adalah karakter Ga. Tahap pertama akan dilakukan *praprocessing*, setelah itu karakter berbentuk citra digital dengan ukuran 30x50. Ukuran tersebut sama dengan ukuran data latih yang telah disiapkan selanjutnya. Kemudian, katakter Ga akan diproses dalam sebuah perhitungan yang bermaksud untuk mencari nilai jarak geometris antar karakter Ga

dengan setiap citra data uji yang ada. Perhitungan tersebut bertujuan mencari nilai jarak geometris terkecil antara data uji dengan setiap data latih. Jarak geometris terkecil itulah merupakan karakter yang berhasil dikenali untuk data uji Karakter Ga. Berikut Tabel 4.1 adalah hasil pengenalan pola karakter kelompok 1 yang merupakan pengujian pertama pada proses pengenalan pola.

Tabel 4.1. Hasil Pengenalan Pola Pengujian Pertama

Karakter ke-	Aksara yang diuji	Nilai terkecil	Label yang bersesuaian
1	Ga	131	Ga
2	Ka	84	Ka
3	Sa	288	Ga
4	Ga	0	Ga
5	Ja	152	Nga
6	Da	0	Da
7	Nra	185	Nka
8	Nga	184	Nga
9	Nka	123	Nka
10	Nya	191	Nya

Terlihat dari Tabel 4.1 karakter Ga berhasil dikenali dengan benar. Dengan jarak geometris 131. Adapun karakter yang tidak berhasil dikenali dengan benar ialah Sa, Ja dan Nra.



Pengujian selanjutnya yaitu kedua, ketiga sampai kesepuluh dilakukan proses yang sama dengan pengujian pertama. Setelah data uji terkenal akan dilakukan proses perhitungan tingkat akurasi keberhasilan pengenalan pada setiap proses. Pada Tabel 4.2 merupakan nilai akurasi keberhasilan pengenalan pada setiap pengujian yang dilakukan.

Tabel 4.2. Nilai Akurasi Keberhasilan Pengujian

Pengujian ke-	Jumlah karakter yang diuji	Jumlah karakter yang dikenali benar	Nilai akurasi keberhasilan
1	10	7	70%
2	10	6	60%
3	10	8	80%
4	10	7	70%
5	10	9	90%
6	10	8	80%
7	10	8	80%
8	10	8	80%
9	10	9	90%
10	10	10	100%

Dilihat dari tabel 4.2 rata-rata nilai akurasi yang dihasilkan setiap pengujian meningkat dapat dikatakan bahwa semakin banyak data latih yang digunakan dalam pengujian semakin besar pula tingkat keberhasilan suatu proses pengenalan. Hal ini terlihat jelas pada proses ke 10 dimana semua anggotanya terdiri dari data latih. Artinya sistem mampu mengenali dengan sempurna data menjadi pembanding

pengenalan pola. Proses kegagalan pengenalan terjadi karena bentuk karakter aksara Lontara yang memiliki banyak kemiripan antara karakter lainnya. Dalam OCR metode Manhattan belum mampu mengenali karakter yang jarak kemiripan yang tipis. Namun, jika data latih ditambah dalam proses kecocokan fitur dapat menambah persentasi keberhasilan dari suatu proses pengenalan pola dengan metode OCR algoritma Manhattan.

## **PEMBAHASAN**

### **A. Pemrosesan Awal**

#### **1. Pengolaan Citra Digital**

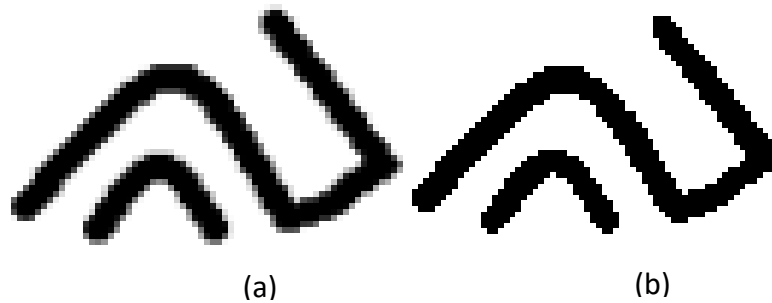
Metode OCR. tahap pertama pada penelitian ini yaitu mengola citra data latih yang telah disiapkan untuk dijadikan acuan kemiripan terhadap proses pengenalan yang akan berlangsung. Data latih yang disiapkan yaitu tulisan tangan aksara lontara yang berasal dari dua orang yang dipilih secara acak. Adapun satu model yang diambil dari *fontofficeword* untuk dijadikan patokan aksara lontara yang benar.

Data latih keseluruhan berjumlah enam puluh sembilan karakter yang terdiri tiga model citra yang masing-masing terdapat dua puluh tiga karakter di setiap model citra. Pengolaan citra dilakukan satu persatu. Dalam program akan dibentuk sebuah *looping* yang akan memanggil citra satu persatu untuk diolah. proses mengonversi citra berwarna ke citra berskala keabuan menggunakan fungsi pada *Software matlab* yaitu `rgb2gray(matrik_gambar)`. Fungsi tersebut beralgoritmakan nilai rata-rata dari R, G dan B yang dapat dilihat pada persamaan 2.3.

Gambar dibawah adalah hasil percobaan dari citra hitam putih yang memiliki *grayscale* 256, dipetakan menjadi bineryang menggunakan fungsi transformasi persamaan (4.1). (Sutojo, S., dkk., 2010) :

$$Ig(x,y) = \begin{cases} 255 & \text{jika } f(x,y) \geq 128 \\ 0 & \text{jika selainnya} \end{cases} \quad (4.1)$$

Hasilnya adalah elemen-elemen matriks yang nilainya dibawah 128 diubah menjadi 0 (hitam), sedangkan elemen-elemen matriks yang nilainya diatas 128 diubah menjadi 255 (putih).Gambar 4.3 menunjukkan contoh hasil binerisasi berdasarkan nilai ambang batas (*thresholding*).



Gambar 4.3. *Thresholding* (a) Citra Asli, (b) Citra Biner

Bagian a dari Gambar 4.3 mempunyai ukuran 66x40. Berikut merupakan contoh perhitungan binerisasi berdasarkan nilai ambang sebagai berikut. Namun sebelumnya karena Gambar 4.3 terlalu besar maka akan dilakukan perubahan pengukuran dari 66x40 menjadi 20x10. Gambar 4.4 adalah nilai matriks citra berukuran 20x10.

255	255	255	255	255	255	204	236	255	255
255	255	255	255	255	255	110	183	255	255
255	255	255	255	255	255	136	137	255	255
255	255	255	255	255	255	185	82	255	255
255	255	255	254	247	255	233	71	243	255
255	255	255	141	64	248	255	76	195	255
255	255	240	32	0	182	255	123	151	255
255	255	175	40	85	100	255	174	92	255
255	255	98	142	223	68	253	224	73	248
255	244	50	217	249	59	231	253	63	218
255	192	61	252	255	95	187	255	110	171
255	117	123	255	255	135	147	255	162	103
251	59	202	177	211	187	110	255	212	70
211	54	241	31	95	222	77	255	197	29
166	110	209	19	52	237	82	250	96	88
101	159	146	118	88	217	92	180	41	199
61	217	100	198	114	182	123	27	61	254
138	242	72	235	157	132	172	0	160	255
253	226	72	255	199	107	212	126	255	255
255	238	159	255	231	167	255	255	255	255

Gambar 4.4. Nilai matriks citra 20x10

Berdasarkan persamaan (4.1) maka perhitungan binerisasi citra adalah sebagai berikut: untuk setiap elemen-elemen matriks yang nilainya  $<128$  diubah menjadi 0, sedangkan setiap elemen-elemen matriks yang nilainya  $\geq 128$  diubah menjadi 255. Gambar 4.5 merupakan perubahan nilai citra setelah proses binerisasi dengan nilai ambang batas.

255	255	255	255	255	255	204	236	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	110	183	255	255	255	255	255	255	255	0	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	136	137	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	185	82	255	255	255	255	255	255	255	0	255	255	255	255
255	255	255	254	247	255	233	71	243	255	255	255	255	255	255	0	255	255	255	255
255	255	255	141	64	248	255	76	195	255	255	255	255	0	255	255	0	255	255	255
255	255	240	32	0	182	255	123	151	255	255	255	255	0	0	255	255	0	255	255
255	255	175	40	85	100	255	174	92	255	255	255	255	0	0	0	255	255	0	255
255	255	98	142	223	68	253	224	73	248	255	255	0	255	255	0	255	255	0	255
255	244	50	217	249	59	231	253	63	218	255	255	0	255	255	0	255	255	0	255
255	192	61	252	255	95	187	255	110	171	255	255	0	252	255	0	255	255	0	255
255	117	123	255	255	135	147	255	162	103	255	0	0	255	255	255	255	255	255	0
251	59	202	177	211	187	110	255	212	70	255	0	255	255	255	255	0	255	255	0
211	54	241	31	95	222	77	255	197	29	255	0	255	0	0	255	0	255	255	0
166	110	209	19	52	237	82	250	96	88	255	0	255	0	0	255	0	255	0	0
101	159	146	118	88	217	92	180	41	199	0	255	255	0	0	255	0	255	0	255
61	217	100	198	114	182	123	27	61	254	0	255	0	255	0	255	0	0	0	255
138	242	72	235	157	132	172	0	160	255	255	255	0	255	255	255	255	0	255	255
253	226	72	255	199	107	212	126	255	255	255	225	0	255	255	0	255	255	255	255
255	238	159	255	231	167	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255

Gambar 4.5. perubahan nilai citra keabuan ke nilai citra biner dengan *threshold*

## 2. Segmentasi

Tahapan berikutnya adalah proses segmentasi. Tujuan dari segmentasi ialah memisahkan objek yang menjadi karakter pola dengan *background* pada sebuah citra.

Hasil gambar setelah segmentasi dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6. Citra hasil segmentasi

Jika kita bandingkan Gambar 4.3 dan Gambar 4.6 terlihat perbedaan yang monoton. Pada proses segmentasi warna *background* diubah jadi hitam dan warna objek diubah jadi putih. Atau dengan kata lain elemen-elemen matriks yang bernilai 255 diubah jadi 0 yang merupakan representasi dari warna hitam begitupun dengan

elemen-elemen matriks yang bernilai 0 diubah jadi 1 merupakan representasi dari warna putih. Gambar 4.7 nilai matriks setelah proses segmentasi.

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & \dots & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & \dots & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Gambar 4.7. Nilai Matriks Hasil Segmentasi

### 3. Normalisasi

Tahap normalisasi merupakan tahap penyeragaman semua data citra yang digunakan. Pada penelitian ini normalisasi dilakukan pada ukuran citra dengan cara menyeragamkan semua data citra yang akan digunakan sebagai data latih maupun data uji dengan ukuran 30x50. Tujuan agar ketika proses pengenalan berlangsung perbedaan kedua objek yang sejenis tidak bernilai besar.

#### A. Ekstraksi Fitur

Ciri setiap karakter yang diambil untuk dijadikan acuan kemiripan ialah nilai matriks yang telah tersusun dalam ordo 30x50 yang elemen-elemennya terdiri dari nilai 1 dan 0 atau berdasarkan Gambar 4.5. Selanjutnya akan dikumpulkan dalam suatu table yang memiliki 92 *cell* dimana terdapat 4 baris dan setiap baris berjumlah 23 kolom. Baris pertama berisi karakter model satu berupa aksara Lontara dari font *Microsoftword*, baris kedua dan ketiga berisi karakter model dua dan model tiga berupa aksara Lontara dari hasil tulisan tangan. Penampakan nyata tabel tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.2.

Berdasarkan Gambar 4.2 terlihat setiap kolom berisi matriks citra biner setiap karakter berordo 30x50. Dan Baris yang paling bawah merupakan label atau nama karakter aksara pada kolom yang bersesuaian.

## **B. Proses Pengenalan Pola**

### **1. Pengenalan pola**

Proses pengujian dilakukan sebanyak sepuluh kali. Terdapat sepuluh karakter huruf yang akan diproses pada setiap pengujian pengenalan pola. Data tersebut diambil secara acak dari data latih maupun data baru dengan syarat yang berlaku. Adapun syaratnya yaitu, pengujian pertama jumlah karakter dari data latih yang diambil yaitu sebanyak satu karakter, sembilan karakter yang lainnya diambil dari data baru diluar data latih. Pengujian kedua jumlah karakter dari data latih akan ditambah satu maka ada dua karakter dari data latih yang diambil untuk diproses sedangkan sisanya yaitu delapan karakter diambil dari data baru. Begitu pula tahap selanjutnya sampai pada

tahap ke kesepuluh dimana karakter yang akan diproses berisi data yang diambil dari data latih.

Proses pengenalan pola dilakukan dengan mengukur kemiripan antar pola yang akan diuji dengan pola telah tersimpan dalam memori program. Metode yang digunakan dalam pengukuran kemiripan kali ini ialah metode Manhattan. Manhattan merupakan metode pengukuran yang meliputi penggantian perbedaan kuadrat dengan menjumlahkan perbedaan nilai *absolute* dari variabel-variabel. Proses perhitungan pengenalan pola dengan algoritma Manhattan akan ditunjukkan sebagai berikut.

Diketahui  $A_{i,j}$  ordo  $30 \times 50$  merupakan gabungan matriks citra setiap karakter uji,  $B_{p,q}$  ordo  $30 \times 50$  merupakan matriks citra setiap karakter latih dimana  $i=1,2,3,\dots,10$ ,  $j=1,2,3,\dots,10$  dan  $p=1,2,3,q=1,2,3,\dots,23$ . Dapat dituliskan pada persamaan (4.2) dan persamaan (4.3).

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} & a_{1,4} & a_{1,5} & a_{1,6} & a_{1,7} & a_{1,8} & a_{1,9} & a_{1,10} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} & a_{2,4} & a_{2,5} & a_{2,6} & a_{2,7} & a_{2,8} & a_{2,9} & a_{2,10} \\ a_{3,1} & a_{3,2} & a_{3,3} & a_{3,4} & a_{3,5} & a_{3,6} & a_{3,7} & a_{3,8} & a_{3,9} & a_{3,10} \\ a_{4,1} & a_{4,2} & a_{4,3} & a_{4,4} & a_{4,5} & a_{4,6} & a_{4,7} & a_{4,8} & a_{4,9} & a_{4,10} \\ a_{5,1} & a_{5,2} & a_{5,3} & a_{5,4} & a_{5,5} & a_{5,6} & a_{5,7} & a_{5,8} & a_{5,9} & a_{5,10} \\ a_{6,1} & a_{6,2} & a_{6,3} & a_{6,4} & a_{6,5} & a_{6,6} & a_{6,7} & a_{6,8} & a_{6,9} & a_{6,10} \\ a_{7,1} & a_{7,2} & a_{7,3} & a_{7,4} & a_{7,5} & a_{7,6} & a_{7,7} & a_{7,8} & a_{7,9} & a_{7,10} \\ a_{8,1} & a_{8,2} & a_{8,3} & a_{8,4} & a_{8,5} & a_{8,6} & a_{8,7} & a_{8,8} & a_{8,9} & a_{8,10} \\ a_{9,1} & a_{9,2} & a_{9,3} & a_{9,4} & a_{9,5} & a_{9,6} & a_{9,7} & a_{9,8} & a_{9,9} & a_{9,10} \\ a_{10,1} & a_{10,2} & a_{10,3} & a_{10,4} & a_{10,5} & a_{10,6} & a_{10,7} & a_{10,8} & a_{10,9} & a_{10,10} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$B_{p,q} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & b_{1,3} & b_{1,4} & b_{1,5} & b_{1,6} & b_{1,7} & b_{1,8} & \dots & b_{1,23} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & b_{2,3} & b_{2,4} & b_{2,5} & b_{2,6} & b_{2,7} & b_{2,8} & \dots & b_{2,23} \\ b_{3,1} & b_{3,2} & b_{3,3} & b_{3,4} & b_{3,5} & b_{3,6} & b_{3,7} & b_{3,8} & \dots & b_{3,23} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Setiap  $A_{i,j}$  akan dioperasikan pada  $B_{p,q}$  dengan menggunakan persamaan (2.15). Selanjutnya akan diidentifikasi yang mana diantaranya menghasilkan nilai terkecil. Nilai terkecil yang didapatkan diantara hasil perhitungan yang terkumpul pada  $A_{i,j}$ ,



$j=1,2,3,\dots,10$  setiap *cell* merupakan titik fokus untuk mengetahui hasil karakter yang berhasil dikenali sesuai pada posisi label yang bersesuaian dengan nilai terkecil seperti terlihat pada Gambar 4.6.

a. Pengujian 1 untuk  $A_{I,j}$

$$A_{1,1} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,1}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,1}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,1}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,1}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,1}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,1}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,1}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,1}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,1}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,2} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,2}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,2}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,2}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,2}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,2}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,2}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,2}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,2}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,2}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,3} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,3}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,3}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,3}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,3}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,3}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,3}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,3}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,3}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,3}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,4} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,4}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,4}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,4}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,4}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,4}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,4}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,4}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,4}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,4}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,5} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,5}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,5}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,5}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,5}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,5}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,5}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,5}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,5}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,5}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,6} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,6}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,6}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,6}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,6}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,6}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,6}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,6}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,6}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,6}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,7} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,7}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,7}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,7}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,7}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,7}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,7}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,7}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,7}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,7}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,8} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,8}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,8}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,8}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,8}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,8}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,8}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,8}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,8}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,8}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,9} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,9}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,9}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,9}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,9}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,9}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,9}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,9}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,9}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,9}] \end{vmatrix}$$

$$A_{1,10} = \begin{vmatrix} \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,1} - a_{1,10}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,2} - a_{1,10}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{1,23} - a_{1,10}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,1} - a_{1,10}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,2} - a_{1,10}] & \dots \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{2,23} - a_{1,10}] \\ \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,1} - a_{1,10}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,2} - a_{1,10}] & \sum_{1 \atop 30} \sum_{1 \atop 50} [b_{3,23} - a_{1,10}] \end{vmatrix}$$

Terlihat  $a_{1,1}, a_{1,2}, a_{1,3}, \dots, a_{1,10}$  merupakan sekumpulan matriks data uji yang setiap dari matriks tersebut akan dilakukan proses perhitungan jarak geometris dengan data latih yang telah disiapkan yang diberik variabel  $b_{1,1}, b_{1,2}, b_{1,3}, \dots, b_{3,23}$ . Hasil dari setiap perhitungan kemudian dicari nilai terkecil. Contohnya untuk  $A_{1,1}$  nilai jarak geometris yang dihasilkan dari masing-masing proses perhitungan seperti pada persamaan diatas adalah sebagai berikut.

$$A_{1,1} = \begin{vmatrix} 385 & 506 & 447 & 550 & 461 & 497 & 535 & 470 & 561 & 624 & 641 & 496 \end{vmatrix}$$

377	311	396	387	338	371	421	369	367	454	402	401
377	<b>131</b>	182	199	178	245	231	216	229	251	253	266
460	532	562	633	629	689	538	555	658	608	684	
353	352	494	500	404	541	428	381	428	392	449	
269	207	260	274	254	305	243	250	304	267	272	

Nilai terkecil dapat dilihat dengan tanda hitam pada persamaan di atas. Terlihat 131 adalah nilai terkecil diantara semuanya. Maka dengan melihat Gambar 4.6 yang di bawahnya terdapat label, posisi 131 bersesuaian dengan label Ga. Artinya gambar pertama berhasil dikenali sistem sebagai karakter Ga.

Setelah citra data uji berhasil dikenali seluruhnya seperti pada Tabel 4.1, selanjutnya akan dihitung nilai akurasi pengujian. Persamaan yang digunakan untuk mengukur nilai akurasi keberhasilan suatu program ditulis pada persamaan (4.1). dengan asumsi semakin besar nilai akurasi keberhasilan yang diperoleh, semakin tinggi nilai kebenaran dari suatu proses pengenalan pola. Hasil dari perhitungan nilai akurasi keberhasilan dapat dilihat pada Tabel 4.2.

$$A = \frac{\text{Jumlah Aksara yang terbaca sempurna}}{\text{Jumlah Aksara yang akan dikenali}} \times 100\% \quad (4.1)$$

Nilai rata-rata akurasi keberhasilan dari Tabel 4.2 adalah 80%. Nilai tersebut lebih rendah jika dibandingkan dengan nilai akurasi keberhasilan hasil penelitian dari Suryo Hartanto, dkk (2015) dengan nilai rata-rata akurasi keberhasilan adalah 92,90% dan Oki Fredian (2013) dengan nilai 96,25%. Hal ini dikarena pola yang dihasilkan dari tulisan tangan seseorang lebih beragam dibanding pola yang diambil

dari bentuk yang tetap. Maka dalam penelitian ini untuk membuat nilai akurasi keberhasilannya lebih tinggi, diperlukan penambahan data latih yaitu tulisan tangan dari beberapa orang sebagai patokan pengenalan pola. Semakin banyak data latih yang digunakan, maka akan semakin besar nilai akurasi keberhasilan dari pengenalan pola menggunakan metode *opticial character recognition*

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **A. SIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian di atas dapat disimpulkan bahwa

1. Pengenalan pola menggunakan aksara Lontara dengan metode OCR yang menggunakan algoritma pengukuran kemiripan Manhattan semakin banyak data latih yang digunakan dalam pengujian semakin besar pula tingkat keberhasilan suatu proses pengenalan. Proses kegagalan pengenalan terjadi karena bentuk karakter aksara Lontara yang memiliki banyak kemiripan antara karakter lainnya.
2. Pada pengenalan pola aksara Lontara dengan metode OCR digunakan tiga model data latih yang terdiri dari masing-masing jumlah karakter Lontara sebagai acuan untuk mengidentifikasi jenis karakter. Selanjutnya dilakukan sepuluh kali percobaan dengan masing-masing berisi 10 karakter uji di setiap pengujian. Dan hasil perhitungan akurasi keberhasilan berurutan dari pengujian pertama sampai kesepuluh ialah 70%, 60%, 80%, 70%, 90%, 80%, 80%, 80%, 90%, 100%.

#### **B. SARAN**

Pada pembahasan skripsi ini terfokus pada penentuan proses pengenalan pola aksara lontara dengan metode *optional character recognition* (OCR). Oleh karena itu, diharapkan pada peneliti lain untuk mengembangkan penelitian ini, dengan menerapkan metode lain pada proses pengenalan pola aksara lontara.

## DAFTAR PUSTAKA

- Affandi, T. 2009. Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Untuk Pengenalan Pola Huruf Dengan Metode Backpropagation. *Skripsi*. Jurusan Matematika Universitas Sumatera Utara.
- Abduh, N.A. 2016. Penentuan Klasifikasi Jenis Sidik Jari Berdasarkan Perbandingan Luas Ridge dan Valley pada Sidik Jari Berbasis Metode Learning Vector Quantization (LVQ). *Skripsi*. Matematika Universitas Negeri Makassar.
- Adfriansyah. 2012. Pengenalan Karakter Pada Plat Nomor Kendaraan Dengan Metode Backpropagation. *Skripsi*. Medan, Indonesia: Universitas Sumatera Utara.
- Anton, H.C.R. 2004. *Aljabar Linear Elementer*. Penerbit Erlangga. Edisi 8. Jilid 1.
- Artazie, A. 2012. *Pembentukan Citra Digital*. [http://azhar-artazie.blogspot.co.id/2011/12/pembentukan-citra-digital\\_29.html](http://azhar-artazie.blogspot.co.id/2011/12/pembentukan-citra-digital_29.html). Diakses pada 1 Januari 2018.
- Cheriet M., Kharmah N., Liu C., Suen C.Y., 2006, “*Character Recognition System A Guide for Student and Practitioners*”, John Wiley & Sons. Inc
- Diklat kuliah. *Pengolahan Citra*. Edisi I Tahun 2001 Departemen Teknik Informatika ITB.
- Dessy, M.W., Afrianto, Irawan. 2012. Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Learning Vector Quantization pada Pengenalan Wajah. *Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*. Volume 1. Edisi 1.
- Endah, S. T, 2015. *Optical Character Recognition Menggunakan Algoritma Template Matching Correlation*. Jurnal Masyarakat Informatika
- Habibie, M. 2014. *Fungsi aktivasi pada jaringan syaraf tiruan (JST)*. <http://bibie-goodluck.blogspot.co.id/2014/08/fungsi-aktivasi-pada-jaringan-saraf.html>. Diakses pada 4 Desember 2016.
- Johnson, R.A., Wichern, D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6th Edition. Pearson Prentice Hall. Upper Saddle River.
- Kadir, A., Susanto, A. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. CV Andi Offset.
- Kristanto, A. 2004. *Jaringan Syaraf Tiruan (Konsep Dasar Algoritma dan Aplikasi)*. Yogyakarta: Gav Media.
- Mulyasa, E. 2007. *Kurikulum Tingkat Satuan Pendidikan*. Bandung: Remaja Rosdakarya.

- Munir, R. 2001. *Buku Pengelolaan Citra Digital*. [http://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Buku/Pengolahan%20Citra%20Digital/Bab-15\\_Pengenalan%20Pola.pdf](http://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Buku/Pengolahan%20Citra%20Digital/Bab-15_Pengenalan%20Pola.pdf). Diakses pada 4 Desember 2016.
- Munir, R. 2004. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Informatika, Bandung.
- Muntasa, A. 2015. *Pengenalan Pola*. Graha Ilmu.
- Nurmila, N., Sugiharto, A., Sarwoko, A. D.. 2010. Algoritma Backpropagation Neural Network untuk Pengenalan Pola Karakter Huruf Jawa. *Jurnal Masyarakat Informatika*. Volume 1. Nomor 1.
- Pamungkas, Adi. 2017. *Ekstraksi Ciri Citra*. Desember 07, 2017. <file:///E:/Disa%20AiSa/penting/Ekstraksi%20Ciri%20Citra%20%20Pemrograman%20Matlab.html>. Diakses 7 Desember 2017.
- Pamungkas, Adi. 2017. *Thresholding Citra*. [https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/25/thresholding\\_citra/#more-17](https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/25/thresholding_citra/#more-17). Diakses pada 7 Desember 2017.
- Pamungkas, Adi. 2017. *Pengolahan Citra Digital*. <https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/26/pengolahan-citra-digital/>. Diakses pada 1 Januari 2018.
- Putra, D. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Siang, J.J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Sutojo, T., Mulyanto, E., Suhartono, V. 2010. *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta : Andi.
- Ulfarieanti, 2013. *Jaringan Syaraf Tiruan (Part II)*. [http://ulfarieanti-fst10.web.unair.ac.id/artikel\\_detail-75560-Sistem%20Cerdas-Jaringan%20Syaraf%20Tiruan%20\(Part%20II\).html](http://ulfarieanti-fst10.web.unair.ac.id/artikel_detail-75560-Sistem%20Cerdas-Jaringan%20Syaraf%20Tiruan%20(Part%20II).html). Diakses pada November 23, 2016.
- Wijdenes, P.. 1956. *Planimetri*. Jakarta: Noordhoff Kolff N.V Djakarta.
- Yovi, M. (n.d.). *16 Pengertian Matematika Menurut Para Ahli, Lengkap!*. <http://woocara.blogspot.co.id/2015/12/pengertian-matematika-menurut-para-ahli.html>. Diakses pada November 10, 2016.



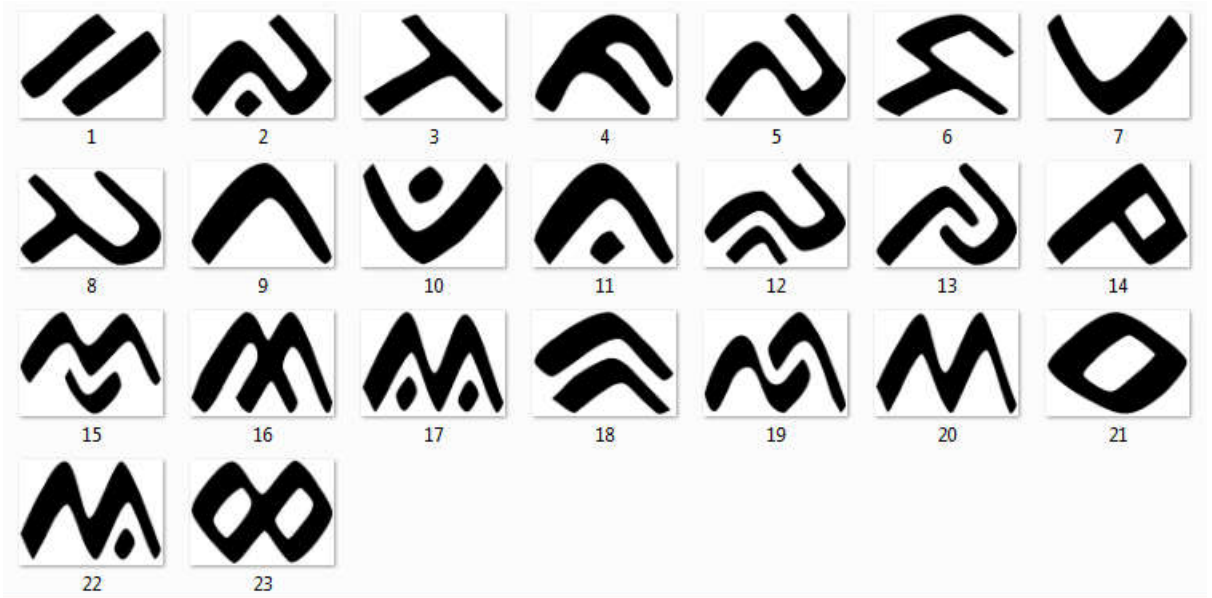
**LAMPIRAN**

# LAMPIRAN 1

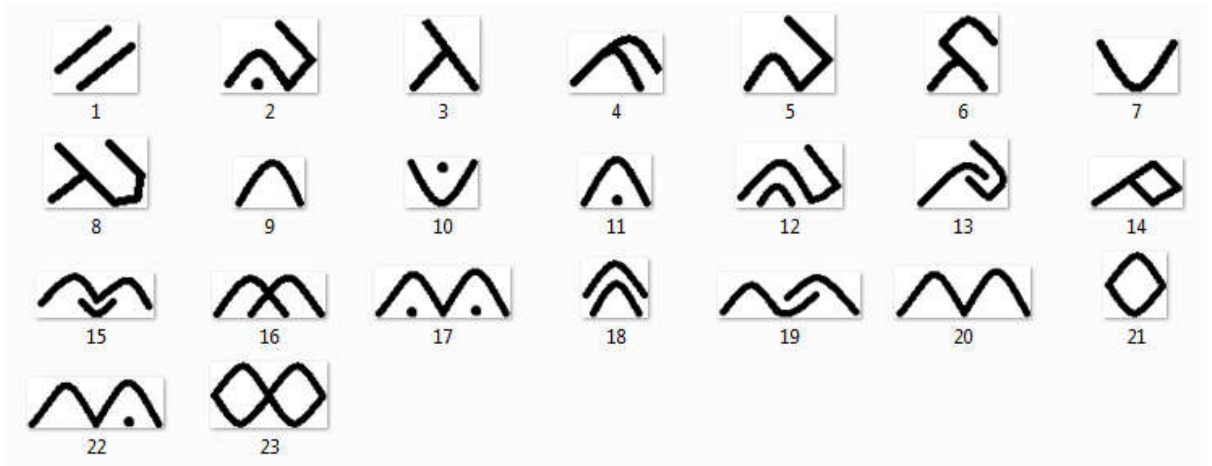
## HASIL PENELITIAN

Lampiran 1.a Data Latih yang terdiri dari 3 Model

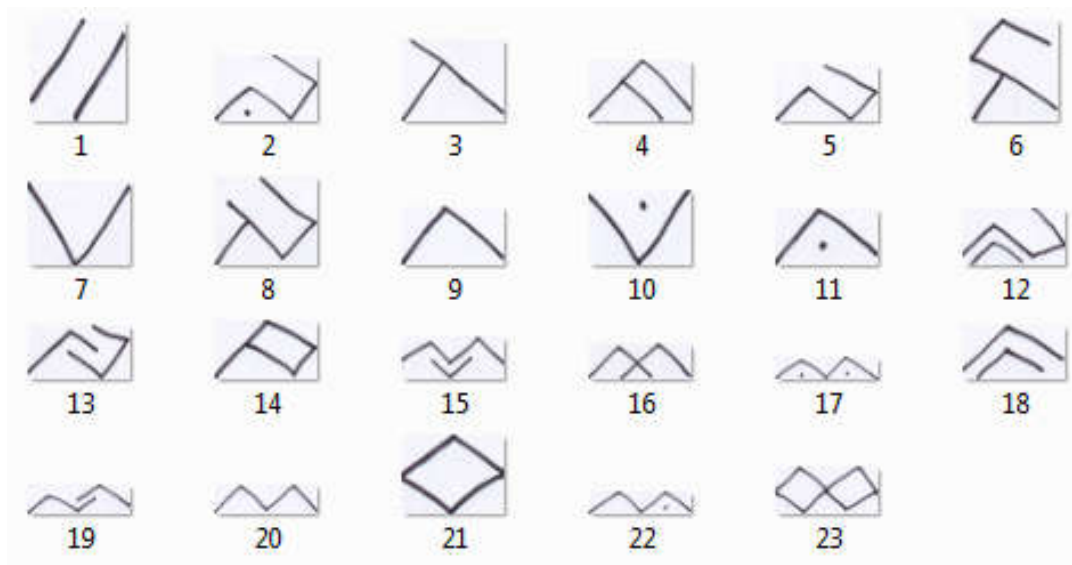
- Model I tulisan yang berasal dari font Ms.Word



- Model II tulisan tangan hasil citra komputer

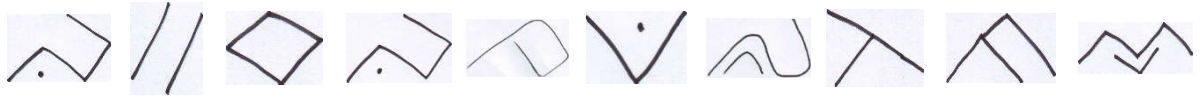


- Model III tulisan tangan dari hasil scan



Lampiran 1.b Data Uji yang terdiri dari 10 Model

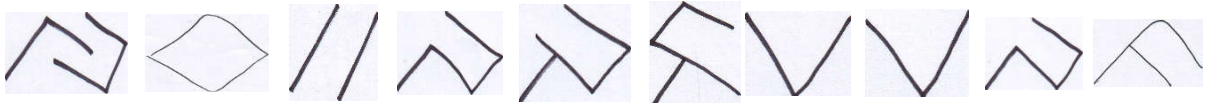
- Kelompok 1



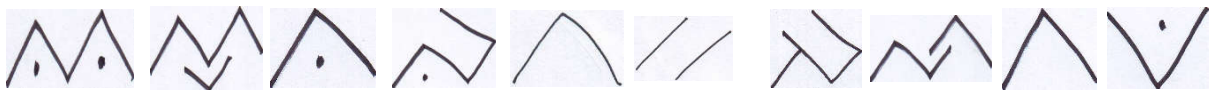
- Kelompok 2



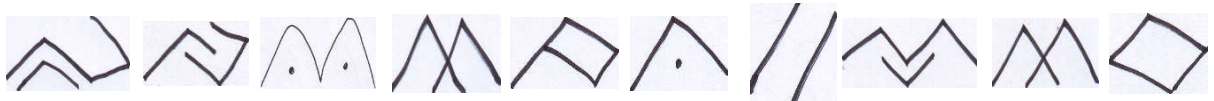
- Kelompok 3



- Kelompok 4



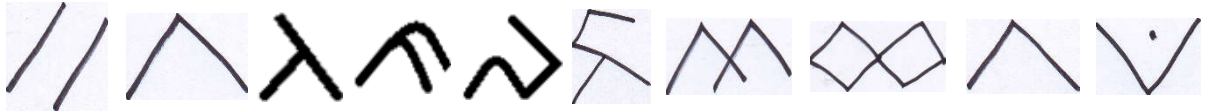
- Kelompok 5



- Kelompok 6



- Kelompok 7



- Kelompok 8



- Kelompok 9



- Kelompok 10



Lampiran 1.c. Tabel Pengumpulan dan pemberian Label data Uji pada Matlab

[illegible][illegible]

# LAMPIRAN 2

## LISTING PROGRAM



# LAMPIRAN 3

## PERSURATAN

## RIWAYAT HIDUP



**Disa Ainun Safitri**, lahir di Ujung Pandang pada tanggal 19 Agustus 1995 sebagai anak pertama dari dua bersaudara dan buah hati dari pasangan Sainal Yahya dan Ardiana Arifin. Penulis memulai jenjang pendidikan formal di TK Orisa Sativa Maros tahun 2000 kemudian melanjutkan ke pendidikan dasar di SD Negeri 20 Barandasi pada tahun 2001. Pada tahun 2007 penulis melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 2 Unggulan Maros dan tamat pada tahun 2009 kemudian pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikannya di SMA Negeri 1 Maros dan tamat pada tahun 2013. Penulis melanjutkan studinya di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar pada tahun 2013 melalui jalur SBMPTN.